



Institutional Repository - Research Portal Dépôt Institutionnel - Portail de la Recherche

researchportal.unamur.be

University of Namur

THESIS / THÈSE

MASTER EN SCIENCES DE GESTION À FINALITÉ SPÉCIALISÉE EN BUSINESS ANALYSIS & INTEGRATION

Le crowdlending comme outil de financement des PME

Analyse des déterminants de la probabilité de défaut des prêts

Bahati Nyiarakabibi, Noélie

Award date:
2019

Awarding institution:
Universite de Namur

[Link to publication](#)

General rights

Copyright and moral rights for the publications made accessible in the public portal are retained by the authors and/or other copyright owners and it is a condition of accessing publications that users recognise and abide by the legal requirements associated with these rights.

- Users may download and print one copy of any publication from the public portal for the purpose of private study or research.
- You may not further distribute the material or use it for any profit-making activity or commercial gain
- You may freely distribute the URL identifying the publication in the public portal ?

Take down policy

If you believe that this document breaches copyright please contact us providing details, and we will remove access to the work immediately and investigate your claim.

Download date: 23. Jun. 2020



**Le crowdlending comme outil de financement des PME :
Analyse des déterminants de la probabilité de défaut des prêts.**

Noélie BAHATI NYIRAKABIBI

Directeur : Prof. Oscar Bernal

Mémoire présenté
en vue de l'obtention du titre de
Master 120 en Sciences de gestion,
à finalité spécialisée

ANNEE ACADEMIQUE 2018-2019

Avant-Propos

Je voudrais, en premier lieu, remercier le corps enseignant de la faculté des sciences économiques, sociales et de gestion de l'Université de Namur pour toutes les connaissances acquises au cours mes années d'études.

En second lieu, je tiens à remercier mon directeur de mémoire, le Professeur Oscar BERNAL, pour son encadrement ainsi que ses conseils qui m'ont guidé dans l'élaboration de ce mémoire.

Enfin, je remercie ma famille et toutes les personnes qui, de près ou de loin, m'ont encouragé et soutenu pendant mes années d'études.

Table des matières

Introduction	1
1. Généralités sur le crowdlending	3
1.1. Origine du crowdlending	3
1.2. Définitions du crowdlending	4
1.3. Les types de crowdlending	5
1.3.1. Les prêts aux particuliers	5
1.3.2. Les prêts aux entreprises	6
1.3.3. Le crowdlending immobilier	6
1.4. Evolution du crowdlending	7
1.5. Risques liés au crowdlending	8
1.6. Plateformes de crowdlending	9
1.6.1. Rôle et fonctionnement général	9
1.6.2. Les plateformes de crowdlending et le système bancaire traditionnel	11
1.6.3. Réglementation du crowdlending en Europe	12
2. Revue de la littérature	14
2.1. Le « credit scoring »	14
2.2. Le taux d'intérêt	15
2.3. Le montant du prêt	15
2.4. La durée du prêt	16
2.5. La taille de l'entreprise	17
2.6. L'âge de l'entreprise	17
2.7. Le secteur d'activité	18
3. Données et méthodologie	19
3.1. Données	19
3.1.1. Description de la plateforme de l'étude	19
3.1.2. Données brutes collectées	20
3.1.3. Traitement des données brutes et constitution de l'échantillon de l'étude	20
3.1.4. Variables retenues pour l'étude	21
3.2. Statistiques descriptives des variables	25
3.2.1. Variable dépendante	25
3.2.2. Variables explicatives	25
3.3. Méthodologie	29
3.3.1. Le modèle logit	29
3.3.2. Spécification des modèles	30
3.3.3. Qualité des modèles	32

4.	Présentation des résultats.....	35
4.1.	Calcul des effets marginaux	35
4.2.	Résultats du modèle de l'étude.....	37
4.3.	Vérification de la robustesse	38
5.	Discussion et interprétation économique des résultats	39
6.	Limites et difficultés rencontrées	41
7.	Conclusion.....	42
	Contribution du mémoire	42
	Bibliographie	43
	Annexes.....	49

Introduction

Avec l'émergence d'internet et les avancées technologiques, de nouveaux acteurs et de nouveaux « business models » ont fait leur entrée dans le secteur de la finance. De nouvelles places de transactions en ligne, telles que les plateformes de crowdlending, ont vu le jour et se sont accrues au cours de ces dernières décennies. La croissance de ce phénomène peut être expliqué par la combinaison de deux forces : d'un côté, il y a l'utilisation d'internet et surtout des réseaux sociaux qui a changé le rapport à autrui ; de l'autre côté, la réglementation stricte imposée par la crise financière a favorisé l'accès de nouveaux acteurs dans le secteur financier (De Vauplane, 2015). Ces plateformes s'inscrivent dans le cadre de la *FinTech* qui désigne les innovations en matière de services financiers rendues possibles grâce aux technologies (Commission Européenne, 2018).

Les plateformes de crowdlending offrent des prêts par Internet à des particuliers et à des entreprises, qui sont généralement de petite et moyenne taille. En effet, les PME jouent un rôle important dans l'économie mais ont du mal à accéder au crédit bancaire (Moritz et al., 2015 ; Wehinger, 2014). Selon Pierrakis et Collins (2003), l'impact de la crise financière s'est fait ressentir par les entreprises de toutes tailles mais plus particulièrement par les PME. Le crowdlending se présente donc ainsi comme une source de financement véritable pour les particuliers et entreprises qui ne peuvent pas accéder au prêt bancaire classique.

Le modèle de crowdlending a évolué depuis ce qu'il était à l'origine. En ce qui concerne les prêts aux particuliers, c'est la plateforme britannique Zopa qui est pionnière au monde. Ce phénomène est en forte croissance au Royaume-Uni (Zhang et al., 2014), cependant l'absence d'harmonisation de réglementation au niveau européen constitue un frein à sa croissance (Cicchello, 2019). Etant donné que le risque de défaut est présent dans le crowdlending comme dans tout prêt, les plateformes utilisent des données de type « big data » ainsi que d'algorithmes d'intelligence artificielle pour pouvoir évaluer le risque de crédit des emprunteurs (Havrylchyk et Verdier, 2017).

Dans ce mémoire, nous nous intéressons plus particulièrement au crowdlending à destination des entreprises. En effet, c'est un sujet qui n'a pas été abordé en profondeur dans la littérature. L'objectif de notre étude est plus précisément d'identifier les facteurs influençant la probabilité de défaut des prêts qui sont octroyés à ces entreprises. En effet, parmi les plus gros risques perçus dans le secteur de la finance alternative figure l'augmentation des défauts de

paiement ou des faillites des entreprises (Zhang et al., 2016). Analyser les déterminants de la probabilité de défaut est donc important. En effet, ces derniers feront une meilleure allocation de leur investissement s'ils connaissent les facteurs déterminant le risque de défaut (Emekter et al., 2015). Pour cela, nous nous sommes servis des données de la plateforme de crowdlending October lancée en 2005 et nous avons utilisé la méthode logit pour réaliser notre analyse empirique.

La suite de ce mémoire est organisée comme suit. La première section présentera le concept du crowdlending, en mettant en évidence son origine, sa définition ainsi que ses différents types. Les évolutions de ce mode de financement, les risques qui y sont associés et le fonctionnement des plateformes seront aussi mis en lumière. La deuxième section passera en revue les différents facteurs, identifiés dans la littérature, susceptibles d'avoir un impact sur la probabilité de défaut des prêts octroyés aux entreprises. La troisième partie se consacrera à l'analyse empirique. Pour ce faire, nous utiliserons les données de la plateforme de prêts aux entreprises, à savoir October. Dans la quatrième section, nous présenterons les résultats de nos régressions ainsi que leur interprétation. Ces résultats seront discutés dans la cinquième section tandis que la sixième section relèvera les limites de l'étude et les difficultés rencontrées. Une conclusion ainsi que la contribution de ce mémoire seront présentées dans la septième section.

1. Généralités sur le crowdlending

1.1. Origine du crowdlending

Le crowdlending, communément appelé « peer-to-peer lending¹ » (P2P lending), est un phénomène relativement récent. C'est dans le but de démocratiser les services financiers aux consommateurs que les plateformes de peer-to-peer lending ont vu le jour (Patwardhan, 2018). En effet, la toute première plateforme en ligne de peer-to-peer lending au monde a été la plateforme Zopa², lancée en 2005 au Royaume-Uni. D'autres plateformes ont ensuite été créées, telles que Prosper³ et Lending Club⁴ en 2006 aux Etats-Unis. Elles ont permis aux emprunteurs et aux prêteurs de contourner les banques et de traiter directement les uns avec les autres au moyen d'une place de marché centrale (Milne et Parboteeah, 2016). On comprend donc ainsi que le terme « peer-to-peer lending » trouve son origine dans la facilitation d'octroi de crédits entre particuliers (Pierrakis et Collins, 2013).

Selon Bachmann et al. (2011), le concept des prêts entre individus n'est pas nouveau en soi, mais c'est plutôt le fait de passer par une plateforme en ligne pour se prêter de l'argent entre particuliers qui est un nouveau. Par ailleurs, une application relativement nouvelle du modèle de peer-to-peer lending permet à des particuliers de prêter de l'argent à des entreprises à la recherche de financement (Pierrakis et Collins, 2013). Depuis 2011, ce type de crowdlending a considérablement évolué, en particulier au Royaume-Uni (Borello, 2015), et c'est dans ce pays que la première plateforme de prêts dédiés aux entreprises au monde, Funding Circle⁵, a été lancée. Aujourd'hui, cette plateforme opère également aux Etats-Unis, en Allemagne et aux Pays-Bas. Depuis son émergence, le phénomène de peer-to-peer lending a connu une forte croissance et se révèle être une source de financement véritable pour les particuliers et les entreprises.

¹ Puisque les termes « crowdlending » et « peer-to-peer lending » font tous deux référence au même concept, nous les utiliserons de manière interchangeable dans ce mémoire.

² www.zopa.com

³ www.prosper.com

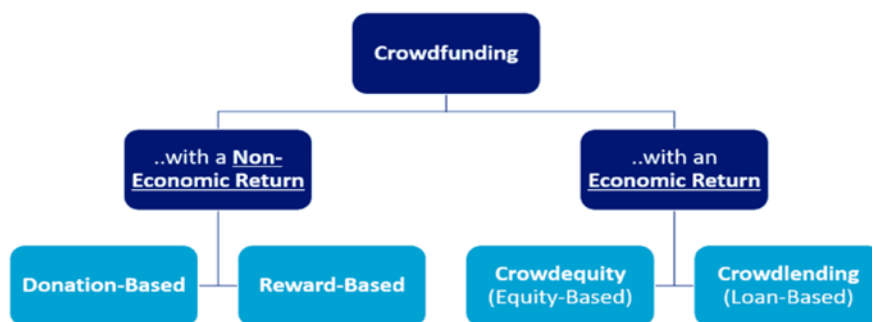
⁴ www.lendingclub.com

⁵ www.fundingcircle.com

1.2. Définitions du crowdlending

Le terme « crowdlending » est souvent traduit en français par « prêt participatif ». Il s'agit en fait du financement participatif par le prêt, la foule prêtant à des particuliers ou à des entreprises. C'est donc en fait une sous-catégorie du crowdfunding.

Figure 1.1 : Les types de crowdfunding



Source : P2Pmarketdata.com

Le terme « peer-to-peer lending » fût le premier terme à être établi pour désigner ce type de financement ; cependant, plus le crowdfunding gagnait en popularité, le terme « crowdlending » a commencé à être utilisé beaucoup plus fréquemment (Dietrich et al., 2018).

Il existe plusieurs définitions du crowdlending. Maier (2016) le définit comme étant le financement direct de crédits par un groupe de consommateurs. Une définition un peu plus élaborée de ce concept est celle donnée par l'Autorité Bancaire Européenne⁶ : « Appels ouverts au grand public lancés par des demandeurs de fonds par l'intermédiaire d'un tiers, généralement une plateforme en ligne, ayant pour objectif de collecter des fonds pour un projet ou à des fins personnelles, sous la forme d'un contrat de prêt, avec promesse de remboursement avec (ou dans certains cas sans⁷) intérêt. Les collecteurs de fonds peuvent inclure des particuliers, des start-ups ou des PME existantes qui recherchent un autre moyen de financement, plutôt que le marché traditionnel du crédit » (EBA, 2015). Yum et al. (2012), quant à eux, définissent le

⁶ <https://eba.europa.eu>

⁷ Lorsqu'il s'agit de prêts non rémunérés, on parle souvent de « prêts solidaires ». Ces prêts fonctionnent comme des microcrédits à taux zéro, le prêteur prêtant de manière désintéressée. Un exemple de plateforme offrant ce type de prêt est la plateforme Kiva lancée en 2005 aux Etats-Unis ou encore Babyloan, lancée en 2008 en France.

crowdlending comme une plateforme de transactions financières qui contourne les intermédiaires traditionnels en reliant directement les emprunteurs et les prêteurs.

Le crowdlending est donc une branche de la finance alternative⁸. Son principe est assez simple : d'un côté, il y a des particuliers ou des entreprises qui ont besoin de fonds pour un projet quelconque ; de l'autre côté, il y a des investisseurs disposés à fournir des fonds. Enfin, au milieu, il y a la plateforme qui va faire correspondre la demande de financement avec l'offre d'investissement. L'accès au crédit dans le crowdlending est donc totalement désintermédié par les plateformes.

1.3. Les types de crowdlending

1.3.1. Les prêts aux particuliers

Dans ce segment du crowdlending, aussi appelé “peer-to-peer consumer lending” ou “consumer crowdlending”, des investisseurs particuliers ou institutionnels accordent des prêts à des particuliers (Wardrop et al., 2015). Baeck et al. (2014) expliquent que, dans le but d'obtenir des prêts, ces particuliers recourent à une plateforme en ligne où ils vont recevoir de chaque prêteur un petit montant ; la plupart de ces prêts étant des prêts personnels non garantis.

Les particuliers recourent à ces prêts le plus souvent dans le but de consolider une dette existante, de financer des vacances, un mariage, ou encore pour payer des frais médicaux. La plateforme Zopa est la pionnière dans les prêts aux particuliers et la plus large en Europe. Cependant, au cours des dernières années, plusieurs autres plateformes de prêts aux particuliers ont été lancées, telles que la plateforme Auxmoney⁹ en Allemagne ou encore la plateforme Bondora¹⁰ en Estonie.

⁸ Le terme « finance alternative » couvre une variété de nouveaux modèles de financement qui ont émergé en dehors du système financier traditionnel, qui ont pour but de connecter ceux qui sont à la recherche de fonds avec ceux qui sont prêts à investir, souvent via des plateformes en ligne ou des sites Web (Zhang et al., 2014).

⁹ www.auxmoney.com

¹⁰ www.bondora.com

1.3.2. Les prêts aux entreprises

Dans le modèle des prêts aux entreprises, aussi appelé “peer-to-peer business lending” ou encore “business crowdlending”, les prêteurs sont soit des investisseurs particuliers, soit des investisseurs institutionnels (Wardrop et al., 2015 ; Ziegler et al., 2016). Dietrich et al. (2018) font par ailleurs remarquer que ces entreprises sont généralement de petite ou moyenne taille.

Les entreprises sollicitent ces prêts le plus souvent pour financer des besoins en fonds de roulement, le développement des activités ou encore l’acquisition de nouveaux actifs ; ils sont le plus souvent accordés sans garantie. Il existe aujourd’hui de plus en plus de plateformes spécialisées dans le crowdlending aux entreprises. Citons, par exemple, Look&Fin¹¹ en Belgique ou October¹² en France.

1.3.3. Le crowdlending immobilier

Dans ce modèle, aussi appelé “peer-to-peer property lending” ou “real estate crowdlending”, des investisseurs particuliers ou institutionnels accordent un prêt garanti par une charge sur une propriété résidentielle ou commerciale à un particulier ou à une entreprise¹³ (Ziegler et al., 2016). Si donc ces derniers manquent à leurs obligations de remboursement, la propriété mise en garantie pourra être reprise ou vendue afin de rembourser le prêt. Ce type de crowdlending est donc un peu moins risqué que les prêts accordés aux particuliers ou aux entreprises.

Ce modèle était auparavant inclus dans le modèle des prêts aux entreprises mais il a depuis été classé comme un modèle indépendant (Zhang et al., 2018). Ils sont souvent utilisés pour les rénovations et aménagements résidentiels. Des exemples de plateformes de crowdlending immobilier sont CrowdProperty¹⁴ et Landlordinvest¹⁵ au Royaume-Uni.

¹¹ www.lookandfin.com

¹² www.october.eu

¹³ Ce modèle n’est pas à confondre avec le crowdfunding immobilier dans lequel des investisseurs particuliers ou institutionnels fournissent des fonds propres ou des prêts subordonnés pour l’immobilier (Wardrop et al., 2015).

¹⁴ www.crowdproperty.com

¹⁵ www.landlordinvest.com

1.4. Evolution du crowdlending

Depuis son émergence, le crowdlending a évolué et s'est élargi. Du prêt uniquement entre particuliers, il a été étendu aux petites et moyennes entreprises à la recherche de financement. Le crowdlending immobilier est, lui aussi, considéré comme une nouvelle application de ce modèle. Il existe d'ailleurs aujourd'hui des plateformes où l'on peut y trouver à la fois des offres de prêts destinés aux particuliers, aux entreprises et du crowdlending immobilier. C'est le cas, par exemple, de la plateforme RateSetter¹⁶, une des plus grandes plateformes de crowdlending au Royaume-Uni.

L'arrivée d'investisseurs institutionnels dans ce secteur représente, lui aussi, une évolution du modèle. Cela a permis de fournir des capitaux et des liquidités supplémentaires et a donc contribué à la croissance rapide de ce modèle (Patwardhan, 2018). En Europe continentale, l'institutionnalisation de ce marché a pris son essor en 2015, avec 26% de prêts aux particuliers et 24% de prêts aux entreprises financés par des institutions telles que les fonds de pension, les fonds mutuels, les sociétés de gestion d'actifs et les banques (Zhang et al., 2016). Mis à part la participation accrue des investisseurs institutionnels dans le financement des prêts, un bon nombre d'institutions ont pris des participations en capital dans les plateformes de crowdlending, par exemple, en étant actionnaires majoritaires (Zhang et al., 2016).

C'est d'ailleurs suite à l'entrée d'investisseurs institutionnels dans ce secteur que le terme "marketplace lending" a été établi pour désigner le peer-to-peer lending. En effet, ce terme est beaucoup plus utilisé aux Etats-Unis qu'en Europe (Dietrich et al., 2018), car la majorité des plateformes de peer-to-peer lending dans ce pays dépendent significativement du financement d'investisseurs institutionnels et de banques (Patwardhan, 2018 ; Milne et Parboteeah, 2016).

L'internationalisation des plateformes de crowdlending et la croissance des transactions transfrontalières¹⁷ sont aussi une autre tendance émergente. L'internationalisation des plateformes est motivée par la nécessité d'accroître les économies d'échelle afin d'élargir la base d'investisseurs et le portefeuille des projets à financer (Commission Européenne, 2016). Malgré la croissance des transactions transfrontalières, le niveau demeure faible en Europe, cela

¹⁶ www.ratesetter.com

¹⁷ C'est-à-dire les financements provenant soit de l'extérieur du pays d'origine de la plateforme, soit quittant le pays d'origine de la plateforme.

peut être attribué au manque d'harmonisation de la réglementation de ce secteur (Zhang et al., 2016).

1.5. Risques liés au crowdlending

L'Autorité Bancaire Européenne a identifié un ensemble de risques courus par les prêteurs, les emprunteurs et les plateformes dans le crowdlending (EBA¹⁸, 2015). Ces risques ont été répartis en 8 catégories, à savoir : le risque de crédit, le risque de fraude, le manque de transparence, le risque juridique, le risque de liquidité, le risque opérationnel et le blanchiment d'argent.

En effet, le risque de crédit survient lorsque l'emprunteur n'est pas en mesure de respecter ses obligations de remboursement. Cela se produit soit parce qu'il est devenu insolvable, soit parce qu'il ne dispose pas de fonds nécessaires pour rembourser le prêt comme convenu (EBA, 2015). Bien que la plateforme procède à une analyse approfondie afin de pouvoir évaluer la solvabilité de l'emprunteur, ce risque reste présent. C'est pourquoi il est conseillé aux prêteurs de diversifier leur investissement en prêtant de petites sommes pour chaque projet. D'ailleurs, sur la plupart des plateformes de crowdlending, les prêteurs sont avertis quant au risque de perdre leur capital et les emprunteurs sont conseillés de ne pas emprunter au-delà de leur capacité de remboursement.

C'est ainsi que les plateformes de crowdlending se servent des modèles de scoring pour les aider dans leur décision d'octroi de crédit. Dans leur processus d'évaluation des emprunteurs, les plateformes se servent, entre autres, de données de type "big data", des techniques d'intelligence artificielle et des techniques de type "machine-learning" (Havrylchyk et Verdier, 2017). En effet, les réseaux de neurones sont des algorithmes d'intelligence artificielle qui permettent un certain apprentissage par l'expérience pour mieux comprendre la relation entre les caractéristiques de l'emprunteur et la probabilité de défaut, ainsi ils aident à déterminer les caractéristiques les plus importantes pour prédire le défaut (Mester, 1997). Cette technique s'est avérée supérieure aux autres méthodes de scoring telles que l'analyse discriminante ou la régression logistique pour évaluer le risque de crédit des entreprises en particulier (Byanjankar et al., 2015).

¹⁸ European Banking Authority.

Parmi les autres risques inhérents aux activités du crowdlending, citons le risque que l'emprunteur agisse frauduleusement, par exemple, en offrant des fausses opportunités d'investissement (EBA, 2015). En effet, comme l'ont soulevé Yum et al. (2012), l'asymétrie de l'information est un des éléments fondamentaux auxquels les plateformes de crowdlending sont confrontées. Le manque de transparence sur les clauses contractuelles liées à l'investissement, le manque d'informations nécessaires pour évaluer un projet, l'absence d'une réglementation bien structurée ou encore le risque que la plateforme soit victime d'une cyberattaque sont aussi tous des risques liés aux activités de crowdlending (EBA, 2015).

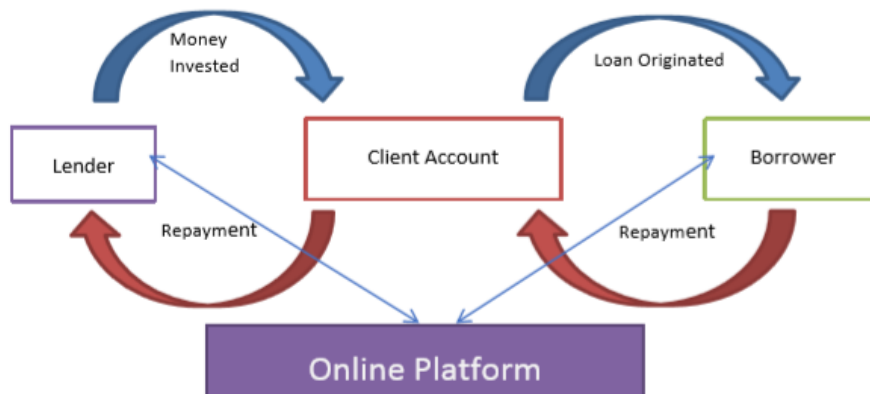
1.6. Plateformes de crowdlending

Dans cette section, nous expliquerons le rôle et le fonctionnement général des plateformes de crowdlending ainsi que les avantages compétitifs qu'elles détiennent par rapport aux banques. En dernier lieu, nous présenterons l'état actuel de la réglementation du crowdlending en Europe.

1.6.1. Rôle et fonctionnement général

Les plateformes de crowdlending se sont développées rapidement au milieu de la crise financière attirant les emprunteurs peu susceptibles de se qualifier pour un prêt auprès des banques (Larrimore et al., 2011). Les plateformes jouent le rôle d'intermédiaires, mettant en relation les emprunteurs et les prêteurs ; elles constituent un point de rencontre à travers lequel ceux qui ont besoin de financement annoncent leurs projets aux investisseurs potentiels (EBA, 2015). Le plus souvent, l'argent collecté est conservé dans un compte client juridiquement séparé de celui de la plateforme dont elle n'a pas le droit d'y accéder. Ainsi, en cas de faillite de la plateforme, cette dernière ne pourra pas faire de réclamation sur cet argent et le contrat entre emprunteur et prêteur sera toujours valide (Kirby et Worner, 2014).

Figure 1.2 : Business model des plateformes de crowdlending



Source : Kirby et Worner (2014)

Parmi les services que fournissent généralement les plateformes de crowdlending, on peut citer : la vérification de l'éligibilité des emprunteurs au prêt et leur solvabilité, le traitement de l'argent des prêteurs et le remboursement des emprunteurs, ainsi que les recouvrements des créances lorsque les emprunteurs ne parviennent pas à rembourser à temps (Commission Européenne, 2016).

Sur les plateformes de crowdlending, les taux d'intérêt des prêts sont déterminés de deux manières : soit par des enchères, soit par la plateforme elle-même (Borello, 2015). Dans le système d'enchères, les emprunteurs indiquent le taux d'intérêt maximal qu'ils sont disposés à payer pour leurs prêts et les prêteurs indiquent le taux minimal qu'ils souhaitent obtenir ; il s'agit d'un système d'enchères inversées. Le prêt sera donc financé à condition que le taux d'intérêt soit égal ou inférieur au taux maximal que l'emprunteur est disposé à payer (Milne et Parboteeah, 2016). L'inconvénient de ce système pour l'investisseur est qu'il est assez chronophage ; en effet, cela le pousse à passer beaucoup de temps à proposer des offres qui, en fin de compte, ne seront peut-être pas retenues. Lorsque la plateforme détermine elle-même le taux d'intérêt, elle tient compte des informations sur le marché et de celles de l'emprunteur, notamment financières, afin de déterminer son risque de défaut.

Il existe également deux façons dont les fonds sont alloués aux projets sur les plateformes de crowdlending : soit le prêteur choisit lui-même les projets auxquels il souhaite investir, soit l'investissement se fait de manière automatique par la plateforme (Borello, 2015).

Dans le second cas, le prêteur indique à la plateforme un certain nombre de critères, tels que le montant à prêter par projet, le taux d'intérêt minimum souhaité, etc. Ainsi, lorsqu'un projet en ligne correspond aux critères définis par l'investisseur, la plateforme va automatiquement y proposer une offre de prêt.

L'avantage avec le système d'investissement automatique est qu'il permet d'optimiser la diversification du portefeuille de l'investisseur. Il permet aussi d'économiser le temps, car parcourir les projets sur les plateformes peut prendre beaucoup de temps. Il peut aussi s'avérer être une option intéressante pour les prêteurs n'ayant pas de compétences financières. Mais ce système peut comporter certains inconvénients pour le prêteur, comme celui de ne pas pouvoir choisir ses projets et donc de se retrouver à financer des projets qui ne l'intéressent pas forcément. Ce système pose aussi des défis à la plateforme ; elle doit notamment s'assurer que ses analyses de crédit sont suffisamment solides afin de protéger l'investisseur de risques inutiles (Zhang et al., 2016). Au fur à mesure que le crowdlending a évolué, bon nombre de plateformes ont opté pour le système d'investissement automatique. En 2015, par exemple, 82% de plateformes de prêts aux particuliers et 38% de plateformes de prêts aux entreprises en Europe ont utilisé ce système (Zhang et al., 2016).

Patwardan (2018) explique que, d'une part, les plateformes de crowdlending génèrent des revenus grâce aux commissions des emprunteurs et des investisseurs. D'autre part, les frais payés par les emprunteurs ouvrant des nouveaux comptes sur la plateforme représentent une part importante du revenu des plateformes, sans compter les frais de gestion annuels payés par les investisseurs. Bachmann (2011) explique aussi que les frais de retard ou d'échec de remboursement payés par les emprunteurs constituent une source de revenus des plateformes.

1.6.2. Les plateformes de crowdlending et le système bancaire traditionnel

Les taux bas pour les emprunteurs et les taux élevés pour les investisseurs que proposent les plateformes de crowdlending constituent un avantage compétitif (Omarini, 2018). En effet, contrairement au modèle bancaire traditionnel, ce sont les prêteurs qui investissent dans les prêts dans le crowdlending et non les plateformes elles-mêmes. Ceci explique donc que les investissements dans le crowdlending génèrent un rendement plus élevé que les comptes d'épargne offerts par les banques, mais ces investissements peuvent être soumis à des risques plus élevés (Commission Européenne, 2016). Par exemple, le manque de système de garantie

et de protection des investisseurs fait qu'en cas de défaillance de l'emprunteur, les prêteurs courent le risque de perdre une partie, voire la totalité de leur investissement. Cependant, les plateformes de crowdlending ne supportent aucun risque de crédit à leur bilan contrairement aux banques où les prêts sont financés par les dépôts.

Milne et Parboteeah (2016) citent deux autres avantages compétitifs que les plateformes de crowdlending détiennent sur les banques : la qualité et la rapidité du service. De plus, les portefeuilles des prêts des plateformes de crowdlending sont beaucoup moins opaques que ceux des banques (Atz et Bholat, 2016). Havrylchyk et Verdier (2017) affirment cependant que les banques ont un avantage informationnel par rapport aux plateformes de crowdlending en matière d'évaluation du risque de crédit car elles ont directement accès aux comptes courant des emprunteurs et donc à leur historique de crédit. En effet, le risque de crédit est élevé dans le crowdlending à cause de la nature non garantie des prêts, de l'asymétrie d'information et du manque d'expertise des prêteurs pour analyser la solvabilité des emprunteurs (Byanjankar et al., 2015).

Par ailleurs, Milne et Parboteeah (2016) soutiennent que les prêts du crowdlending sont fondamentalement complémentaires à ceux du système bancaire et s'attendent à ce que les banques s'adaptent à l'émergence du crowdlending, par exemple en coopérant avec les plateformes ou en ayant leurs propres plateformes de crowdlending. La banque britannique Metro Bank s'est, en l'occurrence, associée en 2015 à la plateforme Zopa et l'utilise pour prêter à ses clients.

1.6.3. Réglementation du crowdlending en Europe

Il n'existe pas, à l'heure actuelle, de réglementation paneuropéenne du crowdlending ou du crowdfunding en général. En effet, le secteur du crowdfunding en Europe est caractérisé par une forte hétérogénéité, les cadres réglementaires étant différents dans chaque état membre (European Commission, 2017). Au Royaume-Uni, par exemple, depuis le mois d'Avril 2014 les plateformes de crowdlending sont supervisées par la FCA¹⁹. Cette dernière a instauré un régime réglementaire dans le but de protéger les investisseurs ; il exige notamment les plateformes à veiller à ce que les informations qu'elles publient soient claires et non trompeuses (Patwardhan, 2018). En France, le décret n° 2014-1053 du 16 Septembre 2014 a créé le statut

¹⁹ Financial Conduct Authority

d'Intermédiaire de Financement Participatif (IFP) pour les plateformes de crowdlending, ces dernières sont tenues de s'enregistrer auprès de l'organisme pour le régime unique des intermédiaires en assurance (ORIAS). En Belgique, les activités de crowdlending sont encadrées par la FSMA²⁰.

Cicchiello (2019) a montré que la forte fragmentation de la réglementation du financement participatif en Europe affecte négativement ce marché. En effet, elle a pour cause d'augmenter les coûts de transaction, ce qui constitue une barrière pour les plateformes qui souhaitent étendre leurs offres au niveau européen ainsi que pour les plateformes internationales qui souhaitent entrer dans le marché européen. Ainsi donc, comme l'a conclu Cicchiello (2019), une harmonisation de la réglementation serait bénéfique pour ce secteur. L'autorité bancaire européenne a, elle aussi, reconnu qu'une convergence des pratiques dans la supervision du financement participatif dans l'Union Européenne est un objectif souhaitable. Elle permettra notamment de créer des conditions égales pour tous, ce qui poussera les acteurs de ce marché à y avoir plus confiance (EBA, 2015).

²⁰ Financial Services and Markets Authority

2. Revue de la littérature

Dans cette partie, nous allons passer en revue les différents facteurs, discutés dans la littérature, qui influencent la probabilité de défaut des prêts octroyés aux entreprises.

2.1. Le « credit scoring »

Le « credit scoring » est défini par Ghatge et Halkarnikar (2013) comme étant une méthode statistique utilisée dans le but de prédire la probabilité qu'un demandeur de prêt soit en défaut de paiement ; elle aide ainsi à déterminer si un crédit doit lui être accordé ou non. Cette méthode, introduite aux Etats-Unis dans les années 1950, était à l'origine utilisée par les banques pour l'octroi des crédits à la consommation, tels que les cartes de crédit et ensuite pour les prêts hypothécaires (Mester, 1997).

Ce n'est que vers la moitié des années 1990 que les banques ont commencé à l'utiliser pour l'évaluation du risque de crédit des petites entreprises (Berger et al., 2005 ; Glennon et Nigro, 2005). Les techniques de « credit scoring » synthétisent le risque de défaut à travers un score qui peut soit être littéralement interprété comme étant la probabilité de défaut même, soit être utilisé pour classer les emprunteurs potentiels dans le groupe des bons ou des mauvais emprunteurs (Saunders et Cornett, 2008).

Bon nombre de chercheurs ont abouti à la même conclusion en ce qui concerne l'impact du score de crédit sur la probabilité de défaut. Emekter et al. (2015) ont trouvé que le score de crédit joue un rôle important dans la détermination du défaut des prêts, et que les prêts qui ont un meilleur rating sont associés à un risque de défaut faible. Mester (1997) a aussi constaté que dans la plupart des modèles de scoring, un meilleur score indique un faible risque de crédit. De plus, Duarte et al. (2012) ont conclu que les emprunteurs qui paraissent plus dignes de confiance ont de meilleurs scores de crédit et des défauts de paiement moins fréquents. Ainsi donc, l'on peut conclure que tout le monde est unanime sur l'effet du score de crédit sur la probabilité de défaut.

2.2. Le taux d'intérêt

Bien qu'un taux d'intérêt élevé puisse généralement indiquer un risque de défaut plus élevé, Hu et al. (2019) ont cherché à analyser en profondeur la relation entre le taux d'intérêt et la probabilité de défaut, notamment pour savoir si le taux d'intérêt pouvait refléter avec précision le risque de défaut de l'emprunteur. Ils ont constaté qu'il y avait un déséquilibre entre le taux d'intérêt d'emprunt et le risque de défaut des emprunteurs, autrement dit des prêts ayant un même taux d'intérêt pouvaient comporter des risques de défaut différents. Ils en ont donc conclu que les taux d'intérêt ne peuvent pas refléter efficacement la solvabilité des emprunteurs.

Duarte et al. (2012) ont par ailleurs constaté que les emprunteurs paraissant comme plus dignes de confiance ont tendance à payer des taux d'intérêt inférieurs à ceux des autres emprunteurs mais que ces taux ne sont pas proportionnels à leur risque de défaut. De plus, ils ont remarqué que les taux d'intérêts payés par les emprunteurs qui semblent moins dignes de confiance ne sont pas assez élevés et ne correspondent pas vraiment à leur probabilité élevée de défaut.

Emekter et al. (2015) ont cherché à savoir si un taux d'intérêt élevé appliqué à un prêt risqué était suffisant pour compenser un risque de défaut élevé et ont conclu que ce n'était pas suffisamment significatif pour expliquer la probabilité de défaut mais qu'augmenter les écarts du taux d'intérêt peut entraîner un problème de sélection adverse plus sévère qui conduirait à un risque de défaut plus élevé. Glennon et Nigro (2005) ont aussi montré que les prêts qui ont un taux d'intérêt élevé ne sont pas forcément les plus risqués.

2.3. Le montant du prêt

Concernant les effets du montant du prêt sur la probabilité de défaut, les arguments sont assez controversés. Ridin et Haines (2001) ont trouvé que la probabilité de défaut des prêts accordés aux PME augmente avec le montant des fonds empruntés. Glennon et Nigro (2005) ont utilisé la méthode d'analyse de survie pour mesurer le risque de défaut des prêts et ont trouvé, contrairement à Ridin et Haines (2001), que le montant du prêt n'a aucun impact sur la probabilité de défaut.

Shu-Teng et al. (2015) ont analysé les facteurs affectant le remboursement des prêts octroyés aux PME et ont montré que le montant est une variable significative pour prédire le

remboursement du prêt, en précisant que la relation entre les deux variables est positive. Ainsi donc, plus grand est le montant du prêt, plus grande est la probabilité de remboursement du prêt. Ils expliquent cela par le fait que les entreprises qui empruntent des gros montants sont plus surveillées par les banques contrairement à celles qui en empruntent moins, ainsi elles ont plus tendance à respecter les calendriers de remboursement et par conséquent ont une probabilité de défaut faible. C'est la même conclusion qu'a tirée Jimenez et Saurina (2004) en évoquant le fait que les banques étudient avec beaucoup d'attention les demandes de prêt qui impliquent des gros montants.

2.4. La durée du prêt

Pour pouvoir évaluer plus en profondeur le risque de crédit des emprunteurs, Emekter et al. (2015) ont examiné le rapport entre la durée du prêt et la probabilité de défaut. Ils ont constaté que les prêts ayant une longue durée de vie sont associés à une probabilité de défaut plus élevée. Glennon et Nigro (2005) ont cherché à capturer l'effet du temps sur la probabilité de défaut en utilisant une approche basée sur l'analyse de la survie et ont démontré que le comportement de défaut des prêts est sensible au temps. Plus précisément leurs résultats ont démontré que la probabilité de défaut augmente initialement la première année, atteint un pic à la deuxième année et diminue ensuite après. Cowling et Mitchell (2003) ont aussi trouvé qu'il y a un rapport entre la probabilité de défaut et la durée du prêt, mais que ce rapport n'est pas constant et varie plutôt en fonction de périodes.

Jimenez et Saurina (2004) ont cependant trouvé que plus la durée de vie du prêt est longue, plus la probabilité de défaut est faible ; leur analyse a révélé que les prêts à court terme (durée inférieure à 1 an) étaient ceux qui comportent le plus grand risque, contrairement aux prêts à long terme (durée supérieure à 5 ans) qui ont une probabilité de défaut faible. Ils expliquent que cela est dû au fait que les demandes de prêts de longue durée sont étudiées avec beaucoup de précaution et d'attention étant donné que la situation financière de l'emprunteur peut significativement changer sur une période longue.

2.5. La taille de l'entreprise

Pour déterminer la taille de l'entreprise, différentes mesures sont utilisées telles que le nombre d'employés, la valeur totale des actifs de l'entreprise ou encore la valeur totale des ventes (Robb, 2002). Lennox (1999) a montré que les entreprises de petite taille sont plus susceptibles de tomber en faillite contrairement aux entreprises de grande taille.

En revanche, Glennon et Nigro (2005), ont trouvé que la probabilité de défaut augmente avec la taille de la firme, toutes choses égales par ailleurs, mais que l'ampleur de cet effet est toutefois très faible. De même, Bhimani et al. (2010) ont constaté que la taille influence positivement la probabilité de défaut, c'est-à-dire que plus la taille de l'entreprise augmente, plus la probabilité de défaut augmente. Enfin, Bonfim (2009) est aussi parvenue à la même conclusion, constatant que les entreprises de taille moyenne et grande affichent une plus grande probabilité de défaut que les entreprises de petite taille.

2.6. L'âge de l'entreprise

En fonction de l'objectif de leur étude, les chercheurs emploient différentes manières pour mesurer l'âge de l'entreprise. De plus, différentes opinions existent parmi les chercheurs en ce qui concerne la classification de l'âge de l'entreprise (Noordin et Mohtar, 2014). Pour ce qui est du calcul de l'âge de l'entreprise, Hansen (1992) explique que la mesure utilisée est celle de l'année à laquelle l'entreprise a commencé ses opérations et que cette année pouvait faire référence à plusieurs dates : la date de création de l'entreprise, la date de constitution, la date d'acquisition (dans le cas où l'entreprise résulte d'une fusion avec une autre entreprise), etc. Cependant, il précise que dans la plupart des cas, c'est la date de création qui est utilisée.

Pour ce qui est de la classification de l'âge de l'entreprise, LiPuma et al. (2013) le fait en deux groupes : les firmes jeunes étant celles qui ont moins de 7 ans et les firmes « matures » ou établies, celles qui ont plus de 7 ans. Robb (2002) regroupe l'âge de l'entreprise en trois catégories, à savoir : les firmes « jeunes » (âge inférieur à 5 ans), les firmes d'âge « moyen » (âge compris entre 5 et 24 ans) et les firmes anciennes (âge supérieur ou égal à 25 ans). Berger et Udell (1998), quant à eux, classifient l'âge de l'entreprise de la même manière que Robb (2002), cependant ils distinguent dans la catégorie des firmes « jeunes », les firmes au stade « enfant » (âge inférieur à 3 ans) et les firmes « adolescentes » (âge compris entre 3 et 4 ans).

Coad et al. (2016) distingue les jeunes firmes (âge inférieur à 10 ans) et les firmes anciennes (âge supérieur à 10 ans).

Les conclusions faites par les chercheurs concernant l'effet de l'âge sur la probabilité de défaut sont assez mitigées dans la littérature. Glennon et Nigro (2005), ont trouvé que, toutes choses étant égales par ailleurs, que les prêts contractés par les firmes jeunes (âge inférieur ou égal à 3 ans) ont des probabilités de défaut plus grandes.

Les résultats obtenus par Bhimani et al. (2010) sur l'effet de l'âge de la firme sur la probabilité de défaut indiquent que l'âge influence négativement la probabilité de défaut, mais que cet effet est toutefois très faible. Par ailleurs, Bonfim (2009) a montré que l'âge de la firme n'est pas une variable significative pour expliquer la probabilité de défaut.

2.7. Le secteur d'activité

L'impact du secteur d'activité sur le risque de défaut a aussi été étudié et il a été démontré qu'il y a une différence significative entre les secteurs. Selon Fidrmuca et Hainz (2010), les probabilités de défaut peuvent fortement varier d'un secteur à l'autre pour diverses raisons : l'intensité du capital est très différente selon les secteurs, la nature des activités ou des affaires est différente pour chaque secteur, etc.

Jimenez et Saurina (2004) ont trouvé que le secteur de la construction est le secteur d'activité le plus risqué suivi du secteur de l'hôtellerie et la restauration qui est saisonnier et cyclique. Quant aux secteurs d'activité les moins risqués, Jimenez et Saurina (2014) ont trouvé que ce sont ceux de la production et la distribution d'électricité, de gaz and de l'eau puisqu'ils sont des secteurs dominés par des grandes entreprises dont la plupart ont un rating élevé. Lennox (1999) a aussi trouvé que les entreprises opérant dans le secteur de la construction, ainsi que dans le secteur des services financiers, sont plus susceptibles de faire faillite.

Glennon et Nigro (2005) ont montré que le secteur dans lequel l'entreprise opère influence la probabilité de défaut. Leur étude a montré que les prêts octroyés aux firmes appartenant au secteur du commerce de détail sont plus susceptibles d'être en défaut, alors que ceux octroyés aux firmes du secteur des services le sont moins.

3. Données et méthodologie

Dans cette partie, les données collectées pour l'étude ainsi que la méthode utilisée pour estimer la probabilité de défaut seront décrites. Nous analyserons les informations fournies par la plateforme de l'étude, notamment le rating du projet, ainsi que d'autres caractéristiques spécifiques à l'entreprise emprunteuse et nous verrons si elles peuvent expliquer la probabilité de défaut.

3.1. Données

3.1.1. Description de la plateforme de l'étude

Les données utilisées pour l'analyse empirique proviennent de la plateforme October²¹ lancée en 2015. En effet, c'est la première plateforme de crowdlending offrant des prêts aux PME en Europe continentale, notamment en France, Espagne, Italie et Pays Bas. Elle a aussi, très récemment en Juillet 2019, annoncé son ouverture en Allemagne. Chez October, des PME peuvent emprunter des montants allant de 30 000 euros à 5 000 000 euros pour une durée de trois mois à sept ans et cela sans garantie personnelle ni assurance (October, 2019) Le type d'entreprises financées par October sont des sociétés commerciales présentant une capacité de remboursement suffisante, elles doivent donc être rentables et avoir un chiffre d'affaires supérieur à 250 000 euros (October, 2019).

La plateforme fonctionne avec un système de financement hybride qui permet de garantir le financement de tous les projets (October, 2019). Les investisseurs particuliers choisissent eux-mêmes les projets qu'ils veulent financer et prêtent directement sur la plateforme tandis que les investisseurs institutionnels²² prêtent de manière automatique à tous les projets, non pas directement sur la plateforme, mais au travers d'un fonds de dette. Ils financent 51% du montant du projet et les prêteurs particuliers, eux, financent les 49% restant. Si ces derniers ne parviennent pas à financer les 49% du montant demandé dans le temps imparti, ce sera le fonds qui va compléter le prêt. (October, 2019).

²¹ Cette plateforme était autrefois connue sous le nom de Lendix, mais a changé de dénomination en Octobre 2018.

²² Il s'agit de gestionnaires d'actifs, des banques privées, des « family offices », ainsi que des investisseurs professionnels qui s'engagent à prêter à tous les projets de la plateforme (October, 2019).

Les prêts d'October sont des crédits amortissables, c'est-à-dire que tous les mois, les emprunteurs remboursent une partie du capital et des intérêts (October, 2019). La plateforme publie sur son site son portefeuille de prêts et celui-ci est mis à jour chaque mois. À fin Juin 2019, elle a prêté aux PME un montant de 318 millions d'euros et a financé un total de 646 projets²³.

3.1.2. Données brutes collectées

Les données pour notre étude ont été extraites du portefeuille de prêts d'October arrêté au 1er juin 2019 comportant un total de 600 prêts octroyés entre le 27 mars 2015 et le 30 avril 2019. Ces données se rapportent aux caractéristiques spécifiques du prêt et à celles des entreprises emprunteuses. Elles incluent le rating attribué à chaque projet, le taux d'intérêt, le montant, la durée et le statut du prêt. De plus, les données sur le nombre de prêteurs particuliers ayant financé le projet, le secteur d'activité de l'entreprise, sa date de création ainsi que la tranche du nombre d'employés ont été collectées.

3.1.3. Traitement des données brutes et constitution de l'échantillon de l'étude

Afin de mener à bien notre analyse empirique, nous avons réorganisé nos données brutes. Tout d'abord, nous n'avons pris en considération que les projets qui ont été financés conjointement par les investisseurs privés et institutionnels²⁴. Ensuite, les observations liées aux prêts octroyés aux PME néerlandaises ont aussi été retirées de l'échantillon, car ce n'est qu'en fin novembre 2018 qu'October a lancé ses activités aux Pays-Bas. En plus de cela, le portefeuille arrêté au 1^{er} juin n'indique aucun défaut pour ces prêts. Enfin, les observations liées aux prêts pour lesquels la base de données ne fournit pas d'informations sur la tranche du nombre d'employés dans l'entreprise n'ont pas été prises en compte. Ainsi, notre échantillon final compte un total de 539 observations.

²³ <https://fr.october.eu/statistiques/>

²⁴ Il existe sur la plateforme des projets ouverts uniquement aux prêteurs institutionnels et que les prêteurs particuliers ne peuvent financer (October, 2019).

3.1.4. Variables retenues pour l'étude

a. Le défaut

La variable dépendante de notre modèle est la variable « défaut ». Nous avons pu en tirer une définition pour notre étude en se basant sur le statut de chaque prêt. En effet, le statut permet d'évaluer la « santé » du projet. Les sept différents statuts attribués par la plateforme aux projets sont : « Entièrement remboursé », « Remboursement anticipé », « En cours », « En procédure judiciaire », « Perte », « En retard de moins de 120 jours », « En retard de moins de 30 jours » et « Rééchelonné ».

Suivant Emekter et al. (2015), nous considérons que les prêts en bon état sont ceux qui sont entièrement remboursés et ceux qui sont à jour dans le calendrier des remboursements. Les prêts en défaut sont ceux en retard de paiement ainsi que ceux dont la plateforme estime qu'ils ne seront probablement pas remboursés (créances douteuses) et qu'elle qualifie donc de « perte ». Nous avons aussi considéré les prêts rééchelonnés comme des prêts en défaut. En effet, comme l'explique October (2019), le rééchelonnement d'un prêt est prévu lorsqu'un emprunteur n'est pas en mesure d'effectuer les paiements ou de rembourser à temps le capital et les intérêts car il est, par exemple, confronté à un problème de liquidité ou à un autre événement imprévu. De plus, en analysant ces prêts dans la base de données, nous avons pu constater qu'ils ont des retards de paiement assez importants. Ainsi donc, la variable dépendante de notre modèle est une variable binaire prenant la valeur 1 en cas de défaut et 0 en cas de non-défaut.

b. Le rating

Le rating représente la note de risque attribuée à chaque projet par les analystes de la plateforme, elle permet aux prêteurs de comprendre facilement la capacité de remboursement de l'entreprise et le niveau de risque du projet à financer (October, 2019). En effet, à l'aide de son modèle de scoring, le comité de crédit d'October détermine le score d'un projet, variant de 0 à 100 points, en fonction de son risque. Cependant, dans le but d'en faciliter la lecture, la plateforme convertit ce score en l'une des cinq catégories de rating suivants : A+, A, B+, B et C (October, 2019). À des fins d'analyse, nous avons attribué à chaque rating un nombre entier allant respectivement de 1 à 5, avec la valeur 1 correspondant au rating A+ (indiquant un risque

faible) et la valeur 5 correspondant au rating C (indiquant un risque élevé). Nous nous attendons à ce que cette variable ait un effet positif sur la probabilité de défaut.

c. Le taux d'intérêt

Il s'agit du taux d'intérêt du prêt, c'est-à-dire le coût du capital demandé par la firme emprunteuse. Il est calculé en fonction du nombre de points obtenus par le modèle de scoring mais aussi en fonction de la durée du prêt (October, 2019). Nous nous attendons donc à ce que cette variable positivement corrélée aux variables note de risque et durée et qu'elle ait un effet positif sur la probabilité de défaut.

d. Le montant

C'est la valeur en euros de l'emprunt sollicité par les PME et co-financé par les investisseurs privés et les investisseurs institutionnels. Nous prenons le logarithme népérien de cette variable car sa distribution présente quelques valeurs extrêmes (voir annexe n°2). En effet, comme l'explique Woolridge (2015, p.479), le fait de prendre le logarithme naturel d'une variable permet d'en diminuer la dispersion (la variabilité de ses valeurs), ou pour reprendre ses mots, cela permet de « lisser les données ». Il explique aussi que la transformation logarithmique permet de rétrécir l'échelle de valeurs surtout lorsqu'il s'agit d'une variable qui a des grandes valeurs monétaires ce qui est le cas pour notre variable montant (Woolridge, 2015, p.288). Nous nous attendons à ce que le montant du prêt ait un effet positif sur la probabilité de défaut.

e. La durée

Il s'agit de la durée de vie de l'emprunt, exprimée en mois. Elle débute au moment où le projet est totalement financé et s'achève à la dernière date établie pour le remboursement. Nous émettons l'hypothèse que cette variable a un effet positif sur la probabilité de défaut.

f. Le nombre de prêteurs

C'est le nombre de prêteurs particuliers, les investisseurs institutionnels formant un seul bloc et prêtant au travers d'un fonds. De même que pour le montant, nous prenons le logarithme

népérien de cette variable car sa distribution présente quelques observations extrêmes. (Voir annexe n°3). A ce stade, nous nous attendons à ce que cette variable ait un effet négatif sur la probabilité de défaut, même si c'est un point qui n'a pas encore été discuté dans la littérature.

g. L'âge de l'entreprise

La mesure utilisée pour calculer l'âge de l'entreprise est sa date de création (Hansen, 1992), plus précisément nous avons calculé la différence entre l'année en cours (2019) et l'année de création de l'entreprise ; il s'agit donc de sa durée d'existence, en années. En fonction de l'objectif de leur étude, les chercheurs ont classifié la variable âge de différentes manières. Certains ont préféré la classer en deux groupes (LiPuma et al., 2013 ; Coad et al., 2016) tandis que d'autres l'ont reparti en trois groupes (Robb, 2002), voire en quatre groupes (Berger et Udell, 1998). Cependant, dans le but de notre étude, nous choisissons de classer cette variable en deux grandes catégories, à savoir : les firmes jeunes (âge inférieur à 10 ans) et les firmes anciennes (âge supérieur ou égal à 10 ans). Nous avons opté pour le seuil de 10 ans car nous souhaitons obtenir un bon degré de représentativité dans le sous-échantillon des firmes jeunes. Ainsi l'âge de l'entreprise est une variable binaire égale à 1 si l'entreprise est jeune, sinon elle est égale à 0. Nous nous attendons à ce que les prêts contractés par les firmes jeunes aient une probabilité de défaut élevée.

h. La taille de l'entreprise

Le nombre d'employés a été notre mesure pour déterminer la taille de l'entreprise. En effet, comme l'a soulevé Alowaihan (2004), elle est la mesure la plus utilisée dans la littérature pour déterminer la taille de l'entreprise. En ce qui concerne la classification des entreprises en fonction leur taille, la Commission Européenne (2003)²⁵ distingue les « microentreprises », « petites entreprises », « moyennes entreprises » et « grandes entreprises ». Cependant, afin de pouvoir mieux interpréter les résultats et suivant LiPuma et al. (2013), nous choisissons de classer les entreprises en deux grandes catégories, à savoir les petites entreprises (nombre d'employés inférieur ou égal à 49) et les grandes entreprises (nombre d'employés supérieur ou

²⁵ Selon la Commission européenne (2003), les PME emploient moins de 250 personnes, doivent avoir un chiffre d'affaires annuel inférieur à 50 millions d'euros ou un total du bilan ne dépassant pas 43 millions d'euros. De plus, elle définit quatre catégories de taille de l'entreprise, à savoir : les micro entreprises (moins de 10 employés) ; les petites entreprises (10 à 49 employés) ; les moyennes entreprises (50 à 249 employés) et les grandes entreprises (plus de 250 employés).

égal ou à 50). Notre variable « taille » est donc une variable binaire, prenant la valeur 1 s'il s'agit d'une petite entreprise et 0, sinon. Nous nous attendons à ce que les prêts accordés aux petites entreprises aient une probabilité de défaut élevée.

i. Le secteur d'activité

La plateforme October catégorise les secteurs d'activités selon la nomenclature statistique des activités économiques dans la communauté européenne (NACE)²⁶. Pour notre analyse, nous avons procédé à un regroupement des secteurs d'activités en cinq catégories, à savoir : « Services », « Industrie », « Commerce », « Construction » et « Hébergement et restauration » ; la catégorie « Services » étant la catégorie de référence prise arbitrairement. La variable secteur d'activité est donc une variable catégorielle indiquant le secteur d'activité dans lequel l'entreprise exerce ses activités. Nous nous attendons, conformément à ce qui a été soulevé dans la littérature, que les prêts octroyés aux entreprises du secteur de l'hébergement et restauration, du commerce et de la construction aient des probabilités de défaut élevées.

Tableau 3.1 : Description des variables de l'étude

Variabiles	Type	Définitions	Effet attendu
Défaut	Binaire	Prend la valeur =1 si défaut, 0 sinon	Variable dépendante
Taux	Continue	Taux d'intérêt	Positif
Note de risque	Discrète	Note attribuée à chaque projet	Positif
Montant	Continue	Logarithme népérien du montant total du prêt	Positif
Durée	Continue	Durée de vie de l'emprunt	Positif
Nbprêteurs	Continue	Logarithme népérien du nombre total de prêteurs particuliers	Négatif
Age	Binaire	Prend la valeur = 1 si l'entreprise est jeune, 0 sinon	Négatif
Taille	Binaire	Prend la valeur = 1 si l'entreprise est petite, 0 sinon	Négatif
Secteur	Catégorielle	Secteur d'activité de l'entreprise	Dépend du secteur

²⁶ La NACE désigne la classification des activités économiques en vigueur dans l'Union européenne (Commission Européenne, 2019)

3.2. Statistiques descriptives des variables

Nous présentons dans cette partie les statistiques descriptives des variables retenues pour l'étude. Tout d'abord, nous décrirons la variable dépendante et ensuite les variables explicatives. Ainsi, nous comprendrons mieux les caractéristiques de notre échantillon.

3.2.1. Variable dépendante

La variable dépendante, c'est-à-dire le défaut, est une variable binaire. Selon le tableau 3.2, nous constatons que la proportion de prêts en défaut dans l'échantillon est de 11,5% alors que celle des prêts en bon état est de 88,5%. Nous sommes donc en présence d'un échantillon déséquilibré en termes du statut du prêt. Cela peut être expliqué par le fait que la majorité des prêts du portefeuille ne sont pas encore arrivés à échéance, car la plateforme October n'a été lancée qu'en 2015.

Tableau 3.2 : Statistiques descriptives de la variable défaut

Statut du prêt	Fréquence	Pourcentage
Non-Défaut	477	88,50
Défaut	62	11,50
Total	539	100

Source: Auteur

3.2.2. Variables explicatives

a. Variables discrètes

Nous constatons, selon le tableau 3.3, que le rating le plus observé dans le portefeuille des prêts est le rating B (54,17%), suivi du rating C (25,05%). Seuls 3,5% de projets ont été attribués un rating A+, ce qui représente une proportion très faible. Cela nous indique donc que la majorité des projets ont été considérés par les analystes de la plateforme comme risqués. Nous remarquons aussi que ce sont les prêts qui ont comme rating B qui sont le plus en défaut. En revanche, notre échantillon n'indique aucun défaut pour les prêts dont le rating attribué est A+.

Tableau 3.3 : Statistiques descriptives de la variable note de risque

Note de risque	Tous les prêts	Défaut	Non-défaut
1 (A+)	17 (3,5%)	0 (0,00%)	17 (3,56%)
2 (A)	45 (8,35%)	2 (3,23%)	43 (9,01%)
3 (B+)	50 (9,28%)	4 (6,45%)	46 (9,64%)
4 (B)	292 (54,17%)	34 (54,84%)	258 (54,09%)
5 (C)	135 (25,05%)	22 (35,48%)	113 (23,69%)
Total	539 (100%)	62 (100%)	477 (100%)

Source : Auteur

Le tableau 3.4 nous indique que pour la variable « âge », la majorité des prêts (64,94%) ont été contractés par des firmes anciennes, c'est-à-dire d'âge supérieur ou égal à 10 ans. En revanche, les firmes jeunes n'ont contracté que très peu de prêts. Cependant, on remarque que la part de défaut des prêts accordés aux jeunes firmes (43,55%) dans la proportion totale de défaut n'est pas si faible comparé à la part de défaut des prêts accordés aux anciennes firmes (56,45%).

Tableau 3.4 : Statistiques descriptives de la variable âge

Catégories d'âge	Tous les prêts	Défaut	Non-défaut
Jeune	189 (35,06%)	27 (43,55%)	162 (33,96%)
Ancienne	350 (64,94%)	35 (56,45%)	315 (66,04%)
Total	539 (100%)	62 (100%)	477 (100%)

Source: Auteur

Quant à la variable « taille », nous constatons, selon le tableau 3.5, que ce sont les petites entreprises qui ont contractés le plus de prêts sur la plateforme (76,62%) et qui ont une proportion élevée de défaut (91,94%). En revanche, les grandes entreprises ont contracté le moins de prêts (23,38%) et présentent une faible proportion de défaut.

Tableau 3.5 : Statistiques descriptives de la variable taille

Catégories de taille	Tous les prêts	Défaut	Non-défaut
Petite	413 (76,62%)	57 (91,94%)	356 (74,63%)
Grande	126 (23,38%)	5 (8,06%)	121 (25,37%)
Total	539 (100%)	62 (100%)	477 (100%)

Source: Auteur

Concernant la variable « secteur », il en ressort du tableau 3.6 que ce sont les firmes de la catégorie « Services » de notre étude qui ont le plus eu recours au financement (46,94%) via la plateforme October. Cependant, ce sont les prêts contractés par les firmes appartenant au secteur « Commerce » qui ont la proportion la plus élevée de défaut (27,42%).

Tableau 3.6 : Statistiques descriptives de la variable secteur

Catégories de secteur	Tous les prêts	Défaut	Non-défaut
Services	253 (46,94%)	15 (24,19%)	238 (49,90%)
Industrie	104 (19,29%)	13 (20,97%)	91 (19,08%)
Commerce	75 (13,91%)	17 (27,42%)	58 (12,16%)
Hébergement et restauration	64 (11,87%)	10 (16,13%)	54 (11,32%)
Construction	43 (7,98%)	7 (11,29)	36 (7,55%)
Total	539 (100%)	62 (100%)	477 (100%)

Source: Auteur

b. Variables continues

Le tableau 3.7 nous indique que le montant moyen du prêt est de 481 570,2 euros. Par ailleurs, l'intervalle du montant emprunté va de 20 000 euros à 5 000 000 euros. Le taux d'intérêt moyen, quant à lui, est de 6,27%. Cela s'explique par le fait que la majorité des prêts sont considérés comme risqués d'où le rendement attendu des investisseurs est plus grand. Le taux d'intérêt minimum est de 2,5% tandis que le taux d'intérêt maximum est de 9,9%.

La variable « durée » a une valeur moyenne de 46,97 mois. Ses valeurs minimales et maximales sont respectivement de 6 mois et 84 mois. On peut en déduire qu'en moyenne les prêts du portefeuille ont une durée supérieure à 3 ans. Le nombre de prêteurs moyen, quant à lui, est de 1 010,69, le minimum étant de 56 et le maximum 4 577.

Tableau 3.7 : Statistiques descriptives des variables continues

Variables	Obs.	Moyenne	Médiane	Ecart-type	Min	Max
Montant (EUR)	539	481 570,2	239 000	618 641,2	20 000	5 000 000
Taux	539	0,0627	0,06	0,0138	0,025	0,099
Durée (mois)	539	46,97	48	16,61	6	84
Nb prêteurs	539	1 010,69	813	758,49	56	4 577

Source : Auteur

Pour ce qui est de l'analyse de corrélation entre les variables explicatives, il en ressort de la matrice de corrélation (voir annexe 1), qu'il y a une corrélation positive forte entre le rating et le taux d'intérêt (0,78). Cela ne nous surprend pas car, comme nous l'avons mentionné plus haut, le taux d'intérêt découle du rating. Ces deux variables sont donc forcément très liées. Il y a aussi une corrélation positive (0,37) entre le taux d'intérêt et la durée du prêt. Cela aussi est logique car comme l'explique October (2019), le taux d'intérêt est aussi calculé en fonction de la durée du prêt. Cela se comprend par le fait que plus longue est la durée du prêt, plus le risque que l'emprunteur n'honore pas ses obligations de remboursement est grand (Emekter et al., 2015). De plus, on observe une relation positive entre le rating et la probabilité de défaut.

On remarque aussi, par ailleurs, qu'il y a une corrélation négative (-0,41) entre la taille de l'entreprise et le montant de financement demandé. Ici aussi, cette relation nous semble logique, étant donné que les entreprises de petite taille auront tendance à s'abstenir d'emprunter de gros montants contrairement aux entreprises de grande taille qui ont peut-être des capacités de remboursement plus grandes. La corrélation est aussi négative (-0,16) entre l'âge de la firme et le montant du prêt. Nous remarquons aussi qu'il existe une corrélation relativement élevée (0,51) entre les variables « montant » et « nombre de prêteurs ». Cela peut sembler normal, dans le sens où plus grand est le montant à financer, plus il faudrait d'apports de fonds venant de plusieurs personnes. De plus, on constate qu'il y a une relation positive entre le fait qu'une entreprise soit jeune et la probabilité de défaut, et c'est la même chose pour les entreprises de petite taille.

3.3. Méthodologie

L'objectif de cette étude est d'identifier les facteurs qui déterminent la probabilité de défaut des prêts dans le cadre du crowdlending aux entreprises plus précisément. Des chercheurs ont analysé les déterminants de défaut des prêts dans le crowdlending mais, à notre connaissance, uniquement dans le domaine du crowdlending aux particuliers. C'est le cas, par exemple, d'Emekter et al. (2015) qui se sont servis des données de la plateforme américaine de peer-to-peer lending dénommée Lending Club²⁷. Étant donné que le profil de l'emprunteur n'est pas le même dans les deux types de crowdlending, nous avons jugé intéressant de pouvoir analyser ce secteur plus en détail.

Comme nous l'avons mentionné plus haut, la variable dépendante de notre modèle est une variable binaire. Elle prend la valeur 1 en cas de défaut et 0 sinon. Plusieurs techniques existent pour pouvoir estimer la probabilité de défaut mais dans le cadre de ce mémoire, nous optons pour le modèle logit. En effet, comme l'ont expliqué Altman et al. (2008), d'un point de vue statistique, le modèle logit semble bien correspondre aux caractéristiques du problème de prédiction par défaut. Il permet de travailler avec des échantillons déséquilibrés et fournit plus d'information sur la direction et l'ampleur d'un effet (Jaeger, 2008). Un autre avantage du modèle logit est qu'il rend facile l'interprétation des résultats (Wooldridge, 2002). Enfin, comme l'a argumenté Thomas (2010), les résultats prédits par ce modèle ne sont pas, d'un point de vue statistique, significativement différents des résultats prédits par les autres modèles plus récents de prédiction de défaut.

Nous présenterons, dans la section suivante, le modèle logit ainsi que les différentes régressions réalisées afin de déterminer les facteurs influençant la probabilité de défaut. Une autre partie sera consacrée à l'évaluation de la qualité des différents modèles.

3.3.1. Le modèle logit

La régression logistique est couramment utilisée pour analyser la relation entre une variable de réponse binaire ou dichotomique et un ensemble de variables prédictives, la réponse binaire donnant deux résultats possibles, soit la réussite ou l'échec d'un événement (Fitzmaurice et Laird, 2010). La probabilité qu'un événement se réalise dépend donc ainsi d'un ensemble de variables explicatives x_1, x_2, \dots, x_k (Wooldridge, 2002, p.453) et peut s'écrire :

²⁷ www.lendingclub.com

$$P_i = P(Y_i=1 | x_1, \dots, x_k) \quad (3.1)$$

Dans le modèle logit, la fonction de distribution utilisée pour l'analyse d'une variable de réponse binaire est la fonction logistique. Selon Hosmer et Lemeshow (2002, p.6), ce choix est dû au fait que c'est une fonction flexible et facile à utiliser d'un point de vue mathématique. La fonction logistique est décrite comme suit :

$$F(Z) = \frac{1}{1+e^{-Z}} \quad (3.2)$$

avec Z qui est une fonction des variables explicatives et qui s'écrit :

$$Z = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (3.3)$$

Avec $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$, les coefficients associés aux variables explicatives x_1, x_2, \dots, x_k .

Ainsi, dans notre étude, la variable dépendante Y représente le statut du prêt. Elle prend la valeur 1 en cas de défaut et 0 sinon.

$$Y_i = \begin{cases} 1 & \text{si défaut} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.4)$$

Dans la régression logistique, le modèle est estimé par la méthode du maximum de vraisemblance (DeMaris, 1995). En effet, comme l'expliquent Hosmer et Lemeshow (2000, p.8), cette méthode consiste à construire une fonction appelée « fonction de vraisemblance » qui exprime la probabilité des données observées en fonction de paramètres inconnus. Des valeurs sont attribuées à ces paramètres, et ce sont celles qui maximisent la fonction de vraisemblance qui vont être choisies pour estimer les paramètres. Ainsi donc, les estimateurs obtenus par cette méthode sont ceux qui concordent le mieux avec les données observées (Hosmer et Lemeshow, 2000, p.8).

3.3.2. Spécification des modèles

Nous avons, au total, spécifié sept modèles pour notre étude en procédant étape par étape. Tout d'abord nous avons spécifié un modèle ne comprenant que le rating (la note de risque) comme variable explicative (modèle 1). Nous avons considéré un autre modèle ne prenant cette fois-ci en compte que la variable taux d'intérêt comme variable pour expliquer la probabilité de défaut (modèle 2). Ensuite, nous avons spécifié un autre modèle dans lequel en plus de la note

de risque, nous avons ajouté d'autres caractéristiques se rapportant au prêt tel que le montant, la durée et le nombre de prêteurs (modèle 3). Nous avons aussi construit un autre modèle qui prend en compte la note de risque et les variables spécifiques à l'entreprise, qui sont sa taille, son âge et son secteur d'activité (modèle 4). Ces modèles sont des modèles intermédiaires qui nous ont permis d'observer le comportement de nos variables explicatives.

Nous avons, cependant, considéré un modèle prenant en compte toutes variables retenues pour l'étude, à l'exception du taux d'intérêt (modèle 7). Comme l'a indiqué la matrice de corrélation, il existe une relation positive forte entre le taux d'intérêt et le rating (0,78), ainsi en incluant les deux variables ensemble dans le même modèle, c'est fort probable que la régression souffre de multicollinéarité, ce qui va biaiser nos résultats. De plus, comme l'ont trouvé Emekter et al. (2015), les taux d'intérêt élevés ne sont pas significatifs pour expliquer des probabilités de défaut élevés et que les prêteurs doivent plutôt se baser sur le rating attribué à l'emprunteur. D'autres chercheurs, tels que Hu et al. (2019) ont aussi constaté qu'il y avait un déséquilibre entre le taux d'intérêt d'emprunt et le risque de défaut des emprunteurs, c'est-à-dire que des prêts ayant un même taux d'intérêt pouvaient comporter des risques de défaut différents. Ainsi nous n'avons pas considéré cette variable dans nos six autres modèles.

Du fait que notre analyse de corrélation a révélé une relation positive assez élevée (0,51) entre le montant et le nombre de prêteurs, nous avons spécifié deux autres modèles dans lesquels ces deux variables ne sont pas prises en compte simultanément (modèle 5 et 6). En faisant cela, nous voulons voir si les écarts-types des estimateurs vont considérablement changer mais aussi nous voulons vérifier si effectivement le montant du prêt n'a pas d'impact sur la probabilité de défaut comme l'ont trouvé Glennon et Nigro (2005). Les trois principaux modèles que nous voulons tester pour cette étude sont donc décrits comme suit :

$$Z = \beta_1 \text{NoteRisque} + \beta_2 \text{Ln}(\text{Montant}) + \beta_3 \text{Durée} + \beta_4 \text{Age} + \beta_5 \text{Taille} + \sum_{j=1}^4 \beta_j \text{Secteur}_j + \varepsilon_i \quad (3.5)$$

$$Z = \beta_1 \text{NoteRisque} + \beta_2 \text{Ln}(\text{NbPrêteurs}) + \beta_3 \text{Durée} + \beta_4 \text{Age} + \beta_5 \text{Taille} + \sum_{j=1}^4 \beta_j \text{Secteur}_j + \varepsilon_i \quad (3.6)$$

$$Z = \beta_1 \text{NoteRisque} + \beta_2 \text{Ln}(\text{Montant}) + \beta_3 \text{Ln}(\text{NbPrêteurs}) + \beta_4 \text{Durée} + \beta_5 \text{Age} + \beta_6 \text{Taille} + \sum_{j=1}^4 \beta_j \text{Secteur}_j + \varepsilon_i \quad (3.7)$$

avec β_i le coefficient associé à chacune des variables explicatives et ε_i , le terme d'erreur.

Les résultats des estimations des coefficients des variables explicatives sont donnés dans le tableau 3.8 ci-dessous :

Tableau 3.8 : Tableau des estimations des coefficients des variables

Variable	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4	Modèle 5	Modèle 6	Modèle 7
Note	0,4904*** (0,1757)		0,3814** (0,1839)	0,3504* (0,1865)	0,2858 (0,1919)	0,4006** (0,1872)	0,3439* (0,1955)
Taux		49,2500*** (10,4522)					
Ln(Montant)			-0,2686 (0,2032)		-0,4577*** (0,1727)		-0,2098 (0,2259)
Durée			0,0394*** (0,0093)		0,0452*** (0,0109)	0,0376*** (0,0098)	0,0420*** (0,0110)
Ln(Nbpr)			-0,3841* (0,2231)			-0,5480*** (0,1799)	-0,4036* (0,2393)
Petite				1,0317** (0,5089)	0,3419 (0,5648)	0,5287 (0,5381)	0,3524 (0,5714)
Jeune				0,1173 (0,2943)	-0,2065 (0,3208)	-0,1007 (0,3193)	-0,1296 (0,3223)
Industrie				0,8665** (0,4089)	1,0351** (0,4234)	1,1739*** (0,4293)	1,1378*** (0,4305)
Commerce				1,4263*** (0,3887)	1,2832*** (0,3991)	1,2823*** (0,3994)	1,2634*** (0,4004)
Héb.&rest.				0,9770** (0,4455)	0,5835 (0,4595)	0,5656 (0,4605)	0,5330 (0,4612)
Constr.				1,1917** (0,4998)	1,3975*** (0,5246)	1,3492** (0,5260)	1,3660** (0,5290)
Constante	-4,0295*** (0,7493)	-5,2986*** (0,7379)	0,1689 (2,0412)	-5,0886*** (0,8492)	-0,7780 (2,4053)	-3,1628** (1,5150)	-1,3428 (2,4591)
Nb Obs.	539	539	539	539	539	539	539
Pseudo R²	0,0240	0,0615	0,1040	0,0841	0,1376	0,1425	0,1448
Critère AIC	379,5112	365,0619	354,7065	368,3813	351,8007	349,9	351,0272

Les coefficients significatifs sont indiqués par *, ** et *** qui représentent respectivement les niveaux de significativité 0,10, 0,05 et 0,01. Les écart-types correspondants, quant à eux, se trouvent entre parenthèses.

Source : Auteur

3.3.3. Qualité des modèles

Pour pouvoir évaluer la qualité de nos modèles, nous nous sommes servis d'une mesure de *Goodness-of-fit* (Verbeek, 2004) et du critère d'information d'Akaike (Akaike, 1974). La mesure de *Goodness-of-fit* choisie va nous permettre, plus précisément, de juger du pouvoir explicatif de notre modèle. Le critère d'information d'Akaike, quant à lui, va nous permettre de choisir parmi les trois modèles considérés pour cette étude, c'est-à-dire nous indiquer

lequel est le meilleur. La vérification de la qualité des modèles est d'autant plus importante dans cette étude étant donné que nous sommes dans une situation de déséquilibre important dans notre échantillon en termes du statut du prêt (Duyme et al., 2005).

En effet, il n'y a pas de véritable valeur de R^2 dans le modèle de régression logistique comme c'est le cas dans le modèle de régression linéaire, ainsi la documentation statistique a proposé plusieurs substituts à la statistique R^2 , qui sont qualifiés de « *pseudo R^2* » (Simonetti et al., 2016). Ces pseudos R^2 sont, pour la plupart, construits par analogie des mesures de R^2 utilisées dans le modèle de régression linéaire (Walker et Smith, 2016). Le logiciel Stata en calcule différentes mesures²⁸, celui figurant dans le tableau 3.8 correspond au pseudo R^2 de Mc Fadden (1974).

En effet, comme l'explique O'Connell (2006, p.22), il est possible d'approfondir l'évaluation de la qualité d'un modèle en observant dans quelle mesure les résultats observés sont reproduits. Cela peut se faire au moyen d'un « tableau de classification »²⁹ qui va croiser la variable de résultat (la variable dépendante selon qu'elle prend la valeur de 1 ou 0) avec une variable dichotomique dont les valeurs sont dérivées des probabilités estimées à partir du modèle (Hosmer et Lemeshow, 2000, p. 156). Dans le but d'obtenir la variable binaire dérivée, un « point de coupure » (une probabilité de coupure) doit être défini et ainsi chaque probabilité estimée à partir du modèle va lui être comparé ; la valeur la plus souvent utilisée pour la probabilité de coupure est 50% (Hosmer et Lemeshow, 2000, p.156).

Cependant, dans le cas de notre étude, nous ne pouvons utiliser la probabilité de coupure de 50% car notre échantillon est très déséquilibré. En effet, il comporte un nombre trop important de prêts en non-défaut (88,50%) comparé aux prêts en défaut (11,50%). Les tables de classification sont très sensibles à la distribution des probabilités dans l'échantillon et favorise toujours le classement dans le plus grand groupe (O'Connell, 2006, p.22 ; Hosmer et Lemeshow, 2000, p.157).

Ainsi, comme le suggèrent Hosmer et Lemeshow (2000, p.161) nous avons utilisé comme point de coupure optimal, la probabilité qui maximise la sensibilité et la spécificité. La sensibilité correspond à la proportion de « vrais positifs »³⁰, c'est-à-dire, la prédiction correcte des prêts en défaut faite par le modèle. La spécificité quant à elle, correspond à la

²⁸ Au moyen de la commande « *fitsat* », le logiciel Stata (2011) affiche les différentes mesures de Pseudo R^2 .

²⁹ Dans l'approche basée sur les tableaux de classification pour juger de la qualité d'ajustement du modèle, les probabilités estimées servent à prédire l'appartenance à une classe (Hosmer et Lemeshow, 2000, p.156).

³⁰ Les proportions de vrais positifs pour les modèles 5, 6 et 7 sont respectivement de 0,63 ; 0,68 et 0,68 (voir annexes 5, 6 et 7)

proportion de « vrais négatifs »³¹, c'est-à-dire, la prédiction correcte des prêts en bon état faite par le modèle (Hosmer et Lemeshow, 2000, p.157). Il est possible de connaître la probabilité optimale de coupure directement sur Stata (2011). Pour notre échantillon, elle est de 12,5% (voir annexe 8). Les tableaux de classification pour nos trois modèles spécifiés se trouvent dans la partie Annexe (voir annexes 5, 6 et 7).

Le taux global de prédictions correctes du modèle (c'est-à-dire qui englobe les prédictions correctes de défaut et de non-défaut) se calcule au moyen du tableau de classification de la manière suivante (Hosmer et Lemeshow, 2000, p.157) :

$$\text{taux global de prédictions correctes} = \frac{\text{Nombre total de prédictions correctes}}{\text{Nombre total d'observations}} \quad (3.8)$$

Le nombre total de prédictions correctes se calcule en faisant la somme des prédictions correctes de défaut et de non-défaut de notre modèle (sommes des valeurs de la diagonale du tableau de classification, voir annexes 5, 6 et 7). Ainsi, pour nos trois modèles, le taux global de prédictions correctes est de :

$$\text{Modèle 5 : } \frac{345+39}{539} = 0,7124 \text{ soit } 71\%$$

$$\text{Modèle 6: } \frac{341+42}{539} = 0,7106 \text{ soit } 71\%$$

$$\text{Modèle 7: } \frac{343+42}{539} = 0,7142 \text{ soit } 71\%$$

Nous constatons que ces taux sont pratiquement les mêmes pour les trois modèles, autrement dit on considère que les modèles 5,6 et 7 prédisent correctement les prêts en défaut et en non-défaut à un même niveau. Par ailleurs, les 71% de prédictions correctes que nous avons obtenu démontrent que nos trois modèles ont un pouvoir explicatif assez élevé.

Nous avons ensuite utilisé la mesure du critère d'information AIC pour pouvoir comparer nos modèles entre eux et savoir lequel est de meilleur qualité (Akaike, 1974). Ce critère se calcule de la manière suivante :

$$\text{AIC} = - 2 * K - 2 * \log (L) \quad (3.9)$$

³¹ Les proportions de vrais négatifs pour les modèles 5, 6 et 7 sont respectivement de 0,72 ; 0,71 et 0,72 (voir annexes 5, 6 et 7)

Avec L : vraisemblance du modèle estimé

k : le nombre de paramètres dans le modèle

\log : logarithme népérien

La valeur du critère d'information AIC pour nos différents modèles est respectivement de 351,8007 ; 349,9 ; 351,0272 (voir tableau 3.8). Nous constatons que les écarts entre les valeurs du AIC ne sont pas trop grands. Cependant, on peut conclure que le meilleur modèle, c'est-à-dire celui qui a le meilleur pouvoir prédictif, est le modèle 6 car c'est celui qui a la valeur d'AIC la plus petite. C'est donc le modèle que nous retenons pour cette étude et pour lequel nous allons calculer les effets marginaux.

4. Présentation des résultats

Dans cette section, nous présentons les résultats donnés par le modèle retenu pour l'étude. Le logiciel utilisé pour effectuer nos régressions et pour calculer les effets marginaux est le logiciel Stata (2011). Etant donné que nous avons utilisé un modèle logit qui est un modèle de probabilité binaire, les coefficients estimés n'ont pas d'interprétation intuitive directe (Verbeek, 2004). Il faut donc ainsi calculer les effets marginaux afin de pouvoir quantifier l'impact d'un changement d'une variable explicative significative sur la probabilité de défaut (Woolridge, 2002).

4.1. Calcul des effets marginaux

Il est important de savoir interpréter les coefficients estimés des variables explicatives dans le modèle de régression logistique. La manière de calculer les effets marginaux diffère selon que la variable est continue ou discrète (Woolridge, 2002, p.566). Pour calculer les effets marginaux d'une variable continue, on dérive la fonction logistique $F(Z)$ par rapport à Z comme ceci :

$$p = F(Z) = \frac{1}{1+e^{-Z}} \quad (4.1)$$

$$\frac{\partial p}{\partial x_i} = f(x\beta)\beta_i \quad \text{avec } f(Z) = \frac{dF}{dZ}(Z) \quad (4.2)$$

$$\frac{\partial p}{\partial x_i} = \frac{e^{-Z}}{(1+e^{-Z})^2} \beta_i \quad (4.3)$$

Avec β_i : les coefficients estimés des variables explicatives.

Ainsi, l'effet marginal d'un changement de x_i sur la probabilité de défaut dépend de la valeur de Z , qui elle dépend des valeurs des variables explicatives. Il est évalué à partir des moyennes d'échantillon des variables explicatives lorsque la variable est continue, le signe de l'effet étant donné par le signe de β_i (Woolridge, 2002, p.566). Cependant, lorsque x_k est une variable discrète, l'effet marginal se calcule comme suit :

$$F(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_{k-1} x_{k-1} + \beta_k * 1) - F(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_{k-1} x_{k-1} + \beta_k * 0) \quad (4.4)$$

avec β_k : le coefficient de la variable discrète dont l'effet est calculé. Le logiciel Stata (2011) effectue de façon automatique le calcul des effets marginaux selon que la variable explicative est discrète ou continue, ce qui nous a facilité la tâche. Ainsi, pour le modèle retenu de l'étude, les effets marginaux sont repris au tableau 3.9 et ceux des autres modèles se trouvent à l'annexe n°9.

Tableau 3.9 : Tableau des effets marginaux

Variable	Modèle 6
Note	0,0362**
Taux	-
Ln(Montant)	-
Durée	0,0034***
Ln(Nbpr)	-0,0495***
Petite	-
Jeune	-
Industrie	0,1035**
Commerce	0,1173***
Héb.&rest.	-
Construction	0,1262**

***<0.001; **<0.01; *<0.05

Source : Auteur

4.2. Résultats du modèle de l'étude

Nous nous basons sur les informations du tableau 3.9 pour interpréter les résultats de notre modèle. Les variables statistiquement significatives sont la note de risque, la durée du prêt, le nombre de prêteurs ainsi que le secteur d'activité, plus précisément le secteur de l'industrie, du commerce et de la construction. Cependant, le montant du prêt, la taille et l'âge de l'entreprise ne sont pas des variables significatives pour expliquer la probabilité de défaut dans notre étude.

Nous remarquons que la note de risque influence positivement la probabilité de défaut. Lorsqu'elle augmente d'un point la probabilité de défaut augmente de 3,62 points de pourcentage à un niveau de significativité de 5%. La durée du prêt a, elle aussi, un effet positif sur la probabilité de défaut. En effet, nos résultats indiquent qu'en moyenne, un mois supplémentaire dans la durée du prêt fait hausser la probabilité de défaut de 0,34 point de pourcentage à un niveau de significativité de 1%. En ce qui concerne le nombre de prêteurs, nous constatons, contrairement au rating et à la durée, qu'il impacte négativement la probabilité de défaut. Nos résultats démontrent qu'en moyenne lorsque le nombre de prêteurs particuliers augmente d'1%, la probabilité de défaut diminue de 5,39 points de pourcentage à un niveau de significativité de 1%.

Quant à la variable catégorielle « secteur d'activité », nous constatons, en prenant la catégorie du secteur des services comme catégorie de référence, que toutes les catégories de secteur d'activité qui sont significatives ont une influence positive sur la probabilité de défaut. La probabilité que les prêts contractés par les entreprises appartenant au secteur de l'industrie fassent défaut est de 10,35% de plus par rapport à celle des prêts contractés par les entreprises du secteur des services, à un niveau de significativité de 5%. Quant aux prêts contractés par les firmes du secteur du commerce, la probabilité que les prêts qui leur sont octroyés fasse défaut est de 11,73% de plus comparé aux prêts octroyés aux firmes appartenant au secteur des services à un niveau de significativité d'1%. Enfin, les prêts accordés aux firmes du secteur de la construction ont une probabilité de 12,62% de plus d'être en défaut que les prêts accordés aux firmes du secteur du commerce, à un niveau de significativité de 5%. Ces résultats seront discutés plus en détail dans la section 5.

4.3. Vérification de la robustesse

Dans cette section, il va être question de tester la robustesse du modèle retenu pour cette étude. La vérification de la robustesse d'un modèle consiste à examiner comment les estimations des coefficients des variables explicatives de base se comportent lorsque la spécification de la régression est modifiée par exemple, en ajoutant ou en retirant des variables explicatives (Lu et White, 2014). Ainsi, nous avons retiré du modèle de notre étude (modèle 6) les variables relatives à la taille et l'âge de l'entreprise. Il s'écrit donc maintenant comme suit:

$$Z = \beta_1 \text{NoteRisque} + \beta_2 \text{Ln}(\text{NbPrêteurs}) + \beta_3 \text{Durée} + \sum_{j=1}^3 \beta_j \text{Secteur}_j + \varepsilon_i \quad (4.5)$$

Le tableau 3.10 comparant les coefficients estimés du modèle de l'étude (modèle 6) et celui utilisé pour la vérification de la robustesse (modèle 8) :

Tableau 3.10 : Tableau des coefficients estimés des variables explicatives

Variable	Modèle 6	Modèle 8
Note	0,4006** (0,1872)	0,4375** (0,1805)
Taux		
Ln(Montant)		
Durée	0,0376*** (0,0098)	0,0380*** (0,0093)
Ln(Nbpr)	-0,5480*** (0,1799)	-0,5985*** (0,1722)
Petite	0,5287 (0,5381)	
Jeune	-0,1007 (0,3193)	
Industrie	1,1739*** (0,4293)	1,1156*** (0,4244)
Commerce	1,2823*** (0,3994)	1,3092*** (0,3985)
Héb.&rest.	0,5656 (0,4605)	0,5762 (0,4592)
Constr.	1,3492** (0,5260)	1,3691*** (0,5243)
Constante	-3,1628** (1,5150)	-2,5942** (1,3927)
Nb Obs.	539	539
Pseudo R²	0,1425	0,1398

Nous remarquons, selon le tableau 3.10 que les valeurs des coefficients estimés dans les deux modèles sont proches et qu'elles ne changent pas énormément selon les modèles. De plus, les variables significatives du modèle de l'étude demeurent significatives. Nous tirons donc comme conclusion que notre modèle est robuste.

5. Discussion et interprétation économique des résultats

Nos résultats ont démontré que le rating est un facteur déterminant de la probabilité de défaut. Cela nous semble tout à fait logique car le rating est attribué en fonction du risque de défaut de l'emprunteur. De plus, ces résultats sont en concordances avec ceux trouvés dans la littérature. Comme l'explique la plateforme October (2019), pour vérifier si l'emprunteur est éligible au prêt, elle collecte un maximum d'informations possibles sur lui afin d'avoir une analyse solide de crédit. La performance financière de l'emprunteur représente 60% du score attribué, 20% du score sont basés de l'évaluation de la qualité de gestion et de l'expérience de l'emprunteur ainsi que celle de son équipe et les 20% restants dépendent de la tendance du marché et du positionnement de l'emprunteur sur le marché (October, 2019). On comprend donc que la plateforme procède à une analyse approfondie de l'entreprise avant de décider de l'octroi du crédit. Toutefois, les investisseurs ne doivent pas aveuglement et exclusivement se fier au rating mais ils doivent, au contraire, rester critiques. En effet, ils doivent garder à l'esprit que la situation de l'entreprise peut changer brusquement et que cela peut menacer sa santé financière, ce qui va entraîner une dégradation du rating. Aussi, les investisseurs ne doivent pas oublier que les analystes sont des êtres humains qui peuvent toujours se tromper.

L'effet positif de la durée du prêt sur la probabilité de défaut donné par nos résultats semble aussi évident. De plus, ce résultat est en accord avec celui trouvé par Emekter et al. (2005). En effet, plus la durée du prêt est longue, plus l'entreprise court un risque de ne pas être en mesure de rembourser le capital et les intérêts à temps car elle peut être confronté à un problème économique temporaire, qui peut impacter le niveau de ses ventes ou générer un problème de trésorerie. C'est d'ailleurs pourquoi, dans certains cas, sur la plateforme October, le rééchelonnement du prêt est prévu afin de permettre à l'entreprise de pouvoir rembourser son prêt. L'effet du nombre de prêteurs sur la probabilité de défaut, aussi, a du sens à nos yeux. En effet, le fait que plus de personnes contribuent à un projet peut être un signe que celui-ci est plutôt prometteur et que le projet à financer n'est pas assez risqué, car dans le cas contraire, il y aurait moins d'engouement de la part des prêteurs pour financer un tel projet. En effet, les prêteurs peuvent consulter sur la plateforme le descriptif du projet pour en savoir un peu plus.

Ainsi donc, on peut constater sur la plateforme qu'en fonction des projets, le nombre de prêteurs varie considérablement. Ce résultat apporte une contribution à la littérature relative au crowdlending car l'effet du nombre de prêteurs sur la probabilité de défaut n'a pas encore été exploré jusqu'ici à notre connaissance.

Le fait que prêts accordés aux firmes du secteur de l'industrie sont plus susceptibles de faire défaut que ceux accordés aux firmes du secteur des services peut s'expliquer par le fait que les activités des firmes industrielles sont assez complexes et nécessitent beaucoup de capitaux avant d'être à même d'atteindre leurs objectifs. En effet, elles doivent se lancer dans plusieurs activités de recherches et développement pour que leurs projets soient une réussite, ce qui nécessitent beaucoup de fonds. Cependant, les cash-flows attendus de leurs activités peuvent ne pas être à la hauteur de leurs investissements. Ainsi, on comprend qu'elles peuvent avoir du mal à honorer leurs engagements vis-à-vis des investisseurs.

À notre grande surprise, nos résultats ont indiqué que l'effet sur la probabilité de défaut des prêts accordés aux entreprises de l'hébergement et la restauration n'est pas significatif. Du fait des activités des firmes de secteur qui sont cycliques, nous pensions obtenir un résultat contraire. Nous avons aussi trouvé que les prêts contractés par les firmes du secteur du commerce ont plus chances de faire défaut comparé à ceux contractés par les firmes du secteur des services. Cela peut se comprendre, étant donné que les firmes du secteur du commerce subissent plus de pressions en termes de concurrence. Elles sont aussi confrontées au problème de gestion de stock dont la valeur se déprécie assez rapidement pour certains produits. On peut donc dire qu'elles courent plus de risques comparés au secteur des services de faire faillite. Le secteur de la construction est aussi un secteur risqué à cause des taux de TVA³² élevés notamment pour la construction de bâtiments (Hall, 1994).

³² Taxe sur la valeur ajoutée.

6. Limites et difficultés rencontrées

Quelques difficultés ont été rencontrées dans le cadre de ce travail. Tout d'abord, la base de données pour l'étude ne comportait pas un nombre important d'observations étant donné que la plateforme est relativement récente. Cela explique aussi la proportion très faible de prêts en défaut dans l'échantillon retenu. Ensuite, il n'a pas été possible d'obtenir des informations sur les scores exacts attribués à chaque projet car la plateforme a choisi de garder ces informations confidentielles. Nous ne disposons, au contraire, que du rating qui est une mesure synthétique du risque de défaut et dont nous ne savons pas précisément comment il est construit.

Nous pensons qu'il aurait été intéressant de connaître au moins dans quel intervalle de nombre de points chaque rating se situe, tel que c'est possible de le connaître sur d'autres plateformes de crowdlending. Par ailleurs, le portefeuille de prêts d'où nous avons extraits nos données manquaient certaines informations (par exemple sur le nombre d'employés dans l'entreprise) ce qui fait que nous avons dû supprimer les observations car nous ne pouvions pas faire de suppositions. Ainsi donc, nous avons perdu de l'information et cela a réduit encore plus la taille de notre échantillon.

7. Conclusion

L'objectif de ce mémoire était d'identifier les facteurs influençant la probabilité de défaut des prêts contractés par les entreprises sur les plateformes de crowdlending. En effet, le crowdlending se révèle être une source de financement alternative pour les PME qui ont du mal à avoir accès au financement bancaire contrairement aux entreprises de grande taille. Nous avons tout d'abord expliqué en quoi consiste ce mode de financement, les risques liés à cette activité ainsi que le fonctionnement des plateformes.

Au moyen de la revue de la littérature, nous avons pu identifier les différents déterminants de la probabilité de défaut des prêts. Nous avons constaté que d'une étude à l'autre, les résultats obtenus de l'effet sur la probabilité de défaut étaient assez controversés pour certaines variables. Nous avons donc mené notre analyse empirique et avons ainsi pu confronter nos résultats avec ceux discutés dans la littérature. Nos données ont été obtenues sur la plateforme de crowdlending October, et le modèle utilisé a été le modèle logit.

Nos résultats ont indiqué que les facteurs déterminant la probabilité de défaut sont le rating attribué au projet à financer par la plateforme, la durée du prêt, le nombre de prêteurs. De plus, nos résultats ont démontré que la probabilité de défaut dépend du secteur d'activité. Rappelons toutefois, que pour la variable « secteur d'activité », les résultats ont été interprétés par rapport à une catégorie de référence.

Contribution du mémoire

Ce mémoire apporte une contribution à la littérature sur le crowdlending destiné aux entreprises. Comme nous l'avons mentionné plus haut, dans le domaine du crowdlending, la majorité des chercheurs se sont, jusqu'ici, focalisé sur le secteur des prêts aux particuliers. La littérature sur les prêts aux entreprises est, quant à elle, assez pauvre. Ainsi, cette étude a permis d'explorer un peu plus en détail ce secteur. Elle est notamment la première à utiliser les données de la plateforme *October* pour analyser les déterminants de la probabilité de défaut des prêts. Elle met notamment en lumière l'effet du nombre de prêteurs sur la probabilité de défaut, ce qui n'avait pas encore été discuté dans la littérature jusqu'alors. En définitive, nous pensons que cette étude pourra être utile pour aider les investisseurs dans leur prise de décision de financer des projets sur des plateformes de crowdlending.

Bibliographie

AKAIKE, H., (1974), “A new look at statistical model identification”, *IEEE Transactions on Automatic Control* AU-19, p.716-722.

ALOWAIHAN, A. K. (2004), “Gender and business performance of Kuwait small firms: A comparative approach”, *International Journal of Commerce and Management*, 14(3/4), p.69–82.

ALTMANN, E., SABATO, G., et WILSON, N. (2008), "The value of non-financial information in small and medium-sized enterprise risk management", *Journal of Credit Risk*, 6(2), p.1–33.

ALTZ U., et BHOLAT, D. (2016), “Peer-to-peer lending and financial innovation in the United Kingdom”, Bank of England Staff Working Paper No. 598

BACHMANN, A., BECKER, A., BUERCKNER, D., HILKER, M., KOCK, F., LEHANN, M., TIBURTIUS, P. (2011), “Online Peer-to-Peer Lending – A Literature Review”, *Journal of Internet Banking and Commerce*, 16(2), p.1.

BAECK, P., COLLINS, L., et ZHANG, B. (2014), “Understanding alternative finance. The UK Alternative Finance Industry Report”. Nesta and the University of Cambridge: London.

BERGER, A.N, et UDELL, G.F (1998), “The economics of small business finance: The roles of private equity and debt markets in the financial growth cycle”, *Journal of Banking & Finance*, 22(6-8), p.613–673.

BHIMANI, A., GULAMHUSSEN, M. A., et LOPES, S. D.-R. (2010), “Accounting and non-accounting determinants of default: An analysis of privately-held firms”, *Journal of Accounting and Public Policy*, 29(6), p.517-532

BONFIM, D. (2009), “Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information et of macroeconomic dynamics”, *Journal of Banking and Finance*, Vol. 33, p. 281-299.

BORELLO, G., DE CRESCENZO, V. et PICHLER, F. (2015), “The Funding Gap and the Role of Financial Return Crowdfunding: Some Evidence from European Platforms”, *Journal of Internet Banking and Commerce* 20, p.1–20.

CICCHIELO, A.F. (2019), “Harmonizing the crowdfunding regulation in Europe: need, challenges, and risks”, *Journal of Small Business & Entrepreneurship*, p.1–22.

- COAD, A., SEGARRA, A., et TERUEL, M. (2016), “Innovation and firm growth: Does firm age play a role”, *Research Policy*, 45, p.387–400.
- COWLING, M. et MITCHELL, P. (2003), “Is the Small Firms Loan Guarantee Scheme Hazardous for Banks or Helpful to Small Business?”, *Small Business Economics*, 21(1), pp 63–71
- DEMARIS, A. (1995), “A Tutorial in Logistic Regression”, *Journal of Marriage and Family*, 57(4), p. 956-968.
- DE VAUPLANE, H. (2015), “Les nouveaux acteurs de la finance”, *Revue d'économie financière*, 2(118), p.27-35
- DIETRICH, A., AMREIN, S., HEYDE, F., HEUERMAN, A., RUDIHLI, M. (2018), 2018 Crowdlending Survey, Lucerne University.
- DUARTE, J., SIEGEL, S., Young, L. (2012), “Trust and Credit: The Role of Appearance in Peer-to-peer Lending”, *Review of Financial Studies*, 25(8), p.2455-2484.
- DUYME, F., CLAUSTRIAUX, J.J., et DAUDIN, J.J. (2005), “ Qualité de validation des modèles de régression logistique binaire”, *Revue de statistique appliquée*, tome 53, no 3, p. 91-102.
- EMEKTER, R., TU, Y., JIRASAKULDECH, B., & LU, M. (2015), “Evaluating credit risk and loan performance in online peer-to-peer (P2P) lending”, *Applied Economics*, 47(1), p.54-70
- EUGENIA OMARINI, A. (2018), “Peer-to-Peer Lending: Business Model Analysis and the Platform Dilemma”, *International Journal of Finance, Economics and Trade*, 2(3), p.31-41
- EUROPEAN BANKING AUTHORITY (2015), “Opinion of the European Banking Authority on lending-based crowdfunding”.
- EUROPEAN COMMISSION (2016), “Crowdfunding in the EU Capital Markets Union”, Report, Commission Staff working document.
- EUROPEAN COMMISSION (2017), “Identifying market and regulatory obstacles to cross-border development of crowdfunding in the EU.” Final report December 2017.
- EUROPEAN COMMISSION (2018), “Overview of the Fintech sector: challenges for the European players and possible policy measures at EU level”

- FIDRMUC, J., et HAINZ, C. (2010), “Default rates in the loan market for SMEs: Evidence from Slovakia”, *Economic Systems*, 34 (2010), p.133–147
- FITZMAURICE, G.M., et LAIRD, N.M. (2010), “Multivariate Analysis: Discrete Variables (Logistic Regression)”, *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences*, p. 10221-10228
- GHATGE, A.R., et HALKARNIKAR, P.P. (2013), “Ensemble neural network strategy for predicting credit default evaluation”, *International Journal of Engineering and Innovative Technology*, 2(7), p.223–225.
- GLENNON, D. et NIGRO, P. (2005), “Measuring the default risk of small business loans: a survival analysis approach”, *Journal of Money, Credit, and Banking*, 37, p.923-947.
- HALL, G. (1994), “Factors distinguishing survivors from failures amongst small firms in the UK construction sector”, *Journal of Management Studies*, 315, 0022-2380
- HANSEN, A.J. (1992), “Innovation, Firm Size, and Firm Age”, *Small Business Economics*, Vol. 4, No. 1, p. 37-44.
- HAVRYLCHYK, O., et VERDIER, M. (2017), "L'intermédiation financière à l'époque des FinTechs : le rôle des plateformes de crowdlending", *Revue d'économie financière*, 127(3), p.207-222.
- HOSMER, D.W., et LEMESHOW, S. (2000), “Applied Logistic Regression”, 2nd ed. New-York: Editions Wiley.
- HU, R., LIU, M., HE, P., et MA, Y. (2019) “Can Investors on P2P Lending Platforms Identify Default Risk?”, *International Journal of Electronic Commerce*, 23(1), p.63-84,
- JAEGER, T.F. (2008), “Categorical data analysis: Away from ANOVAs (transformation or not) and towards logit mixed models”, *Journal of Memory and Language*, 59(4), p.434-446.
- JIMENEZ, G. et SAURINA, J. (2004), “Collateral, Type of Lender and Relationship Banking as Determinants of Credit Risk”, *Journal of Banking & Finance*, 28(9), p.2191-2212
- KIRBY, E. et WORNER, S. (2014). “Crowd-funding: An Infant Industry Growing Fast”. *IOSCO Staff Working Paper 3*

- LARRIMORE, L., JIANG, L., LARRIMORE, J., MARKOWITZ, D., & GORSKI, S. (2011), “Peer to Peer Lending: The Relationship Between Language Features, Trustworthiness, and Persuasion Success”, *Journal of Applied Communication Research*, 39(1), p.19–37.
- LENNOX, C. (1999), “Identifying failing companies: a re-evaluation of the logit, probit, and DA approaches”, *Journal of Economics and Business*, 51 (4) (1999), p. 347-364.
- LIPUMA, J. A., NEWBERT, S. L. et DOH, J. P. (2013), “The effect of institutional quality on firm export performance in emerging economies: a contingency model of firm age and size”, *Small Business Economics*, 40(4), p.817-841.
- LU, X., et WHITE, H. (2014), “Robustness checks and robustness tests in applied economics”, *Journal of Econometrics*, 178, p.194-206.
- MAIER, E. (2016), “Supply and demand on crowdlending platforms: Connecting small and medium-sized enterprise borrowers and consumer investors”. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 33, p.143-153.
- MCFADDEN, D. (1974), “Conditional logit analysis of qualitative choice behavior”, *Frontiers in econometrics*, pp. 104-142. New York: Academic Press
- MESTER. L.J. (1997), “What's the point of credit scoring?”, *Business Review*, p.3-16.
- MILNE, A. et PARBOTEEAH, P. (2016), “The Business Models and Economics of Peer-to-Peer Lending”. *SSRN Electronic Journal*
- MORITZ, A., BLOCK, J. H., HEINZ, A. (2015), “Financing Patterns of European SMEs: An Empirical Taxonomy”, European Investment Fund, Working Paper 2015/30.
- NOORDIN, M.A et MOHTAR, S. (2014) “Age: Does it Matter for Firms to Perform”, *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, Vol. 4, No. 3
- O’CONNELL, A. A. (2006), “Logistic regression models for ordinal binary responses”, Vol.146, SAGE Publications
- PATWARDHAN, A. (2018), “Peer-To-Peer Lending”. *Handbook of Blockchain, Digital Finance, and Inclusion*, Volume 1, p.389–418.
- PIERRAKIS, Y., et COLLINS, L. (2013), “Peer-to-Peer lending to business: evidence from funding circle”, London: Nesta.

RIDING, A., et HAINES, G., (2001), "Loan guarantees: Costs of default and benefits to small firms", *Journal of Business Venturing*, 16, p.595-612.

ROBB, A.M. (2002), "Small Business Financing: Differences Between Young and Old Firms", *Journal of Entrepreneurial Finance and Business Ventures*, 7(2), p.45-64.

SAUNDERS, A. et CORNETT, M.M. (2008), "Financial Institution Management—A Risk Management Approach", 6th Edition, McGraw Hill Irwin, New York.

SHU-TENG, L., ZARIYAWATI, M.A, SURAYA-HANIM, M., et ANNUAR, M.N. (2015), "Determinants of Microfinance Repayment Performance: Evidence from Small Medium Enterprises in Malaysia", *International Journal of Economics and Finance*, Vol. 7, No. 11

SIMONETTI, B., SARNACCHIARO, P., et GONZALEZ RODRIGUEZ, M. R. (2016), "Goodness of fit measures for logistic regression model: an application for students' evaluations of university teaching", *Quality & Quantity*, 51(6), p.2545–2554.

THOMAS, L.C. (2010), "Consumer finance: Challenges for operational research." *Journal of the Operational Research Society*, 61(1), p.41–52.

VERBEEK, M. (2004), "A Guide to Modern Econometrics", (2nd Edition), John Wiley & Sons Ltd, West Sussex PO19 8SQ, England, p. 191-193.

WALKER, D. A., et SMITH, T. J. (2016), "Nine Pseudo R2 Indices for Binary Logistic Regression Models" *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 15(1), p. 848-854.

WARDROP, R., ZHANG, B., RAU, R., et GRAY, M. (2015), "Moving mainstream—The European Alternative Finance Benchmarking Report".

WEHINGER, G. (2014), "SMEs and the credit crunch: Current financing difficulties, policy measures and a review of literature", *OECD Journal: Financial MarketTrends*, 2013(2).

WOOLDRIDGE, M. J. (2002), "Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data", The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England.

WOOLDRIDGE, M. J. (2015), "Introduction à l'économétrie : Une approche moderne", Traduction de la 5^e édition américaine, De Boeck Supérieur.

YUM, H., LEE, B., et CHAE, M. (2012), "From the wisdom of crowds to my own judgment in microfinance through online peer-to-peer lending platforms". *Electronic Commerce Research and Applications*, 11(5), p.469–483.

ZHANG, B., BAECK, P., COLLINS, L. (2014), “Understanding alternative finance: The UK Alternative Finance Industry Report”. London

ZHANG, B., WARDROP, R., ZIEGLER, T., LUI, A., BURTON, J., JAMES, A.D., GARVEY, K. (2016), “Sustaining Momentum: The 2nd European Alternative Finance Industry Report”. *Cambridge Center of Alternative Finance* ;120.

Site Internet

OCTOBER EUROPE, <https://october.eu/>.

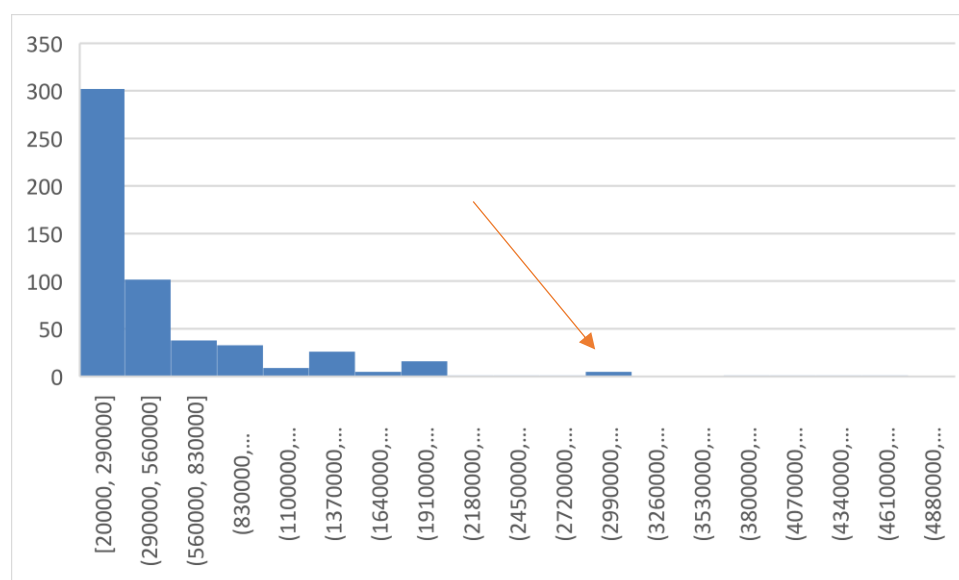
Annexes

Annexe n°1 : Matrice de corrélation des variables

	défaut	noterisque	montant	taux	durée	nbpr	jeune	petite	secteur
défaut	1.0000								
noterisque	0.1219	1.0000							
montant	-0.0946	-0.3454	1.0000						
taux	0.2076	0.7806	-0.2405	1.0000					
durée	0.1738	-0.0003	0.1031	0.3700	1.0000				
nbpr	-0.1634	-0.1211	0.5087	-0.1706	-0.0924	1.0000			
jeune	0.0641	0.2259	-0.1606	0.2741	0.2634	-0.1200	1.0000		
petite	0.1304	0.3189	-0.4105	0.3430	0.1753	-0.4078	0.2773	1.0000	
secteur	0.1478	0.0060	0.0117	0.0787	0.0917	-0.0299	0.0650	0.0870	1.0000

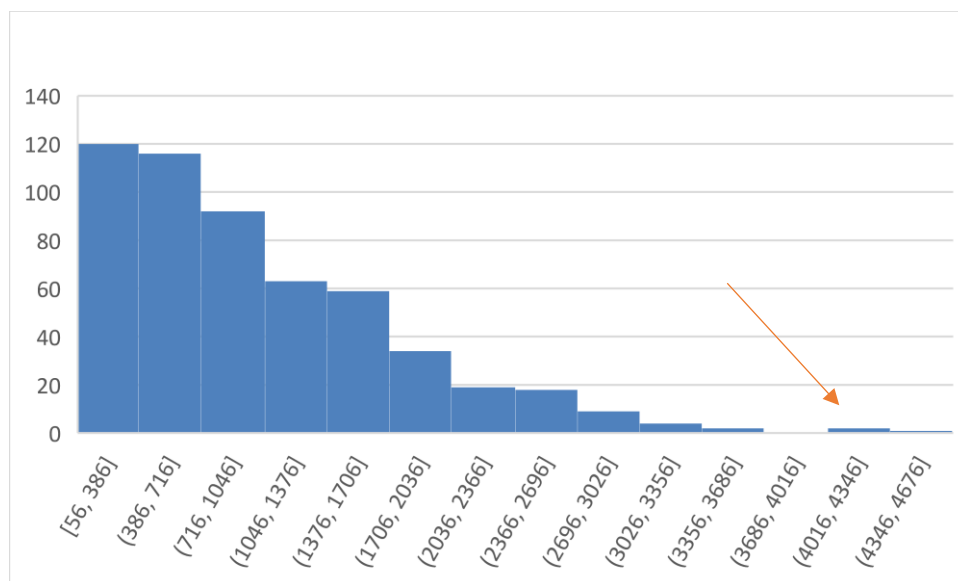
Source : Stata (2011)

Annexe n° 2 : Histogramme de la variable « montant »



Source : Excel (2016)

Annexe n° 3 : Histogramme de la variable « nombre de prêteurs »



Source : Excel (2016)

Annexe n° 4 : Calcul du critère d'information AIC

Modèle	Obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
M1	539	-192.369	-187.7556	2	379.5112	388.0906
M2	539	-192.369	-180.5309	2	365.0619	373.6413
M3	539	-192.369	-172.3533	5	354.7065	376.1551
M4	539	-192.369	-176.1906	8	368.3813	402.699
M5	539	-192.369	-165.9004	10	351.8007	394.6979
M6	539	-192.369	-164.95	10	349.9	392.7972
M7	539	-192.369	-164.5136	11	351.0272	398.2141

Source : Stata (2011)

Annexe n°5 : Tableau de classification pour le modèle 5

	0	1	Total
0	345	23	368
1	132	39	171
Total	477	62	539

Source : Stata (2011)

Annexe n°6 : Tableau de classification pour le modèle 6

	0	1	Total
0	341	20	361
1	136	42	178
Total	477	62	539

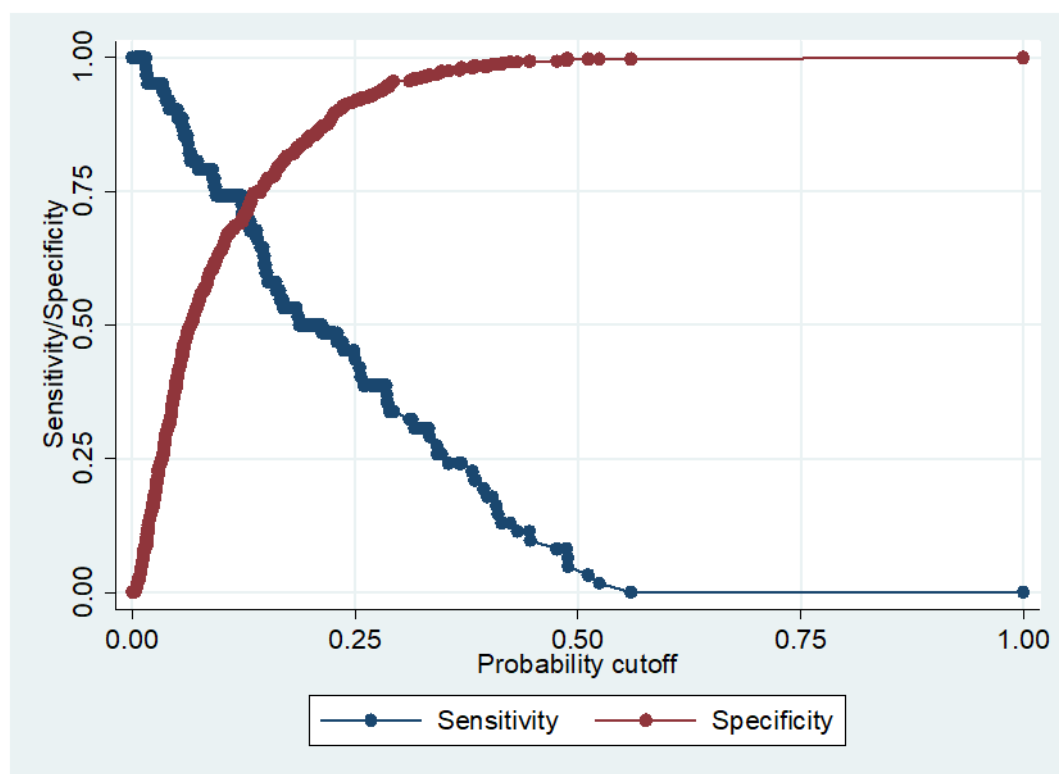
Source : Stata (2011)

Annexe n°7 : Tableau de classification pour le modèle 7

	0	1	Total
0	343	20	363
1	134	42	176
Total	477	62	539

Source : Stata (2011)

Annexe n°8 : Graphes de la sensibilité et la spécificité



Source : Stata (2011)

Annexe n°9 : Tableau des effets marginaux

Variable	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4	Modèle 5	Modèle 6	Modèle 7
Note	0,0491***	-	0,0357**	0,0335*	-	0,0362**	0,0310*
Taux	-	4,7732***	-	-	-	-	-
Ln(Montant)	-	-	-	-	-0,0415***	-	-
Durée	-	-	0,0037***	-	0,0041***	0,0034***	0,0038***
Ln(Nbpr)	-	-	-0,0360*	-	-	-0,0495***	-0,0363*
Petite	-	-	-	0,0775***	-	-	-
Jeune	-	-	-	-	-	-	-
Industrie	-	-	-	0,0706*	0,0885**	0,1035**	0,0999**
Commerce	-	-	-	0,1453***	0,1198***	0,1173***	0,1158***
Héb.&rest.	-	-	-	0,0833*	-	-	-
Constr.	-	-	-	0,1109*	0,1356**	0,1262**	0,1296**

***<0.001; **<0.01; *<0.05

Source : Auteur